自然语言处理原理与技术实现

罗　刚　张子宪　编著

電子工業出版社
Publishing House of Electronics Industry
北京 • BEIJING

VISIT…

内 容 简 介

自然语言处理技术已经深入我们的日常生活。我们经常用到的搜索引擎就用到了自然语言理解等自然语言处理技术。自然语言处理是一门交叉学科，涉及计算机、数学、语言学等领域的知识。

本书详细介绍中文和英文自然语言处理的原理，并以 Java 实现，包括中文分词、词性标注、依存句法分析等。其中详细介绍了中文分词和词性标注的过程及相关算法，如隐马尔可夫模型等。在自然语言处理的应用领域主要介绍了信息抽取、自动文摘、文本分类等领域的基本理论和实现过程，此外还有问答系统、语音识别等目前应用非常广泛的领域。在问答系统的介绍中，本书特地介绍了聊天机器人的实现过程，从句子理解、句法分析、同义词提取等方面揭示聊天机器人的实现原理。

本书详细介绍自然语言处理的各个领域，既有理论，也有实现过程。对于打算从事自然语言处理研究的计算机、数学或语言学领域的专业人士，本书是难得的入门教材。

未经许可，不得以任何方式复制或抄袭本书之部分或全部内容。
版权所有，侵权必究。

图书在版编目（CIP）数据

自然语言处理原理与技术实现 / 罗刚，张子宪编著. —北京：电子工业出版社，2016.5
ISBN 978-7-121-28620-9

Ⅰ. ①自… Ⅱ. ①罗… ②张… Ⅲ. ①自然语言处理 Ⅳ. ①TP391

中国版本图书馆 CIP 数据核字（2016）第 082131 号

责任编辑：董　英
印　　刷：
装　　订：
出版发行：电子工业出版社
　　北京市海淀区万寿路 173 信箱　　邮编：100036
开　　本：787×980　1/16　　印张：27.75　　字数：618 千字
版　　次：2016 年 5 月第 1 版
印　　次：2016 年 5 月第 1 次印刷
印　　数：3000 册　　定价：79.00 元

凡所购买电子工业出版社图书有缺损问题，请向购买书店调换。若书店售缺，请与本社发行部联系，联系及邮购电话：（010）88254888，88258888

质量投诉请发邮件至 zlts@phei.com.cn，盗版侵权举报请发邮件至 dbqq@phei.com.cn。

本书咨询联系方式：010-51260888-819　faq@phei.com.cn。

前言

目前，互联网上的信息迅速膨胀，要想从中找出需要的信息就需要使用搜索引擎，你是否知道搜索引擎的工作原理？它到底如何对诸如汉语这样的文字进行加工、然后反馈出需要的结果？像这样的语言处理问题都会在本书中找到答案。即使在计算机专业，也有很多人对这个学科很陌生。因此，本书借助流行的 Java 语言介绍自然语言处理的各个领域，希望为推动相关应用的发展做出贡献。

本书的编者在自然语言处理教学和软件开发过程中积累的经验融入到本书的各个环节，读者会因此感到原理和实际应用结合得非常紧密。编者的实践经验还体现在相关的其他书中，如《自己动手写搜索引擎》《自己动手写网络爬虫》《自己动手写网络爬虫》《使用 C#开发搜索引擎》《解密搜索引擎技术实战》等。

有一些自然语言处理的开发原理与技巧在专业的公司内部秘而不宣。理论与实践结合的专门讲自然语言处理的书籍仍然相对较少。本书尝试先介绍原理，接着是具体的代码实现分析。本书相关的代码在读者 QQ 群（499526946）中的共享文件中可以找到。

国外有的基础课程从“构建搜索引擎”开始介绍计算机科学。我们的相关培训课程已经这样做了。当年参加过培训的学员，有些已经创业成功或者成为公司的技术骨干。要根据培训经验写出很好的自学教程，我们还有很多工作要做。零基础自学的读者，可能还需要其他方式来补足。

自然语言处理开发岗位比较少。如果能够花若干年开写出自己的软件产品，那么就可以合

伙创业了。这个过程对很多人来说，往往太漫长。像老外那样把冰箱放满匹萨饼和可乐，然后就开始干活，这样往往行不通，因为那样吃不了几天。可以买好能够保存几十年的谷子、水培可以吃若干年的韭菜。

就好像放在水里的韭菜种子，刚开始几天根本看不到变化，学习是个循序渐进的过程。可以在读者群中共同学习。

感谢开源软件和我们的家人，关心我们的老师和朋友们、创业伙伴，以及选择猎兔自然语言处理软件的客户多年来的支持。

特别提醒大家：经常面对电脑，容易阻塞气血。往往并没有免费的程序员保健师帮忙，所以需要自己多压腿，拉伸身体。多做腹部运动，减少腹部脂肪堆积，避免脂肪肝等疾病。此外，还可以拍打身体，例如腋下、臂弯、腘窝等关节凹下去的地方。

长时间对着散发蓝光的电脑屏幕容易失眠。为了提高睡眠质量，可以经常吃小米、藕、虾皮、鸡蛋等，喝决明子、玉兰花、熏衣草、绞股蓝等花草茶。

参与本书编写的还有石天盈、张进威、刘宇、张继红、徐友峰、何淑琴、孙宽、任通通、高丹丹，特别鸣谢！

目录

第 1 章　应用自然语言处理技术 1

1.1　付出与回报 2

1.1.1　如何开始 2

1.1.2　招聘人员 2

1.1.3　学习 3

1.2　开发环境 3

1.3　技术基础 4

1.3.1　Java 4

1.3.2　规则方法 5

1.3.3　统计方法 5

1.3.4　计算框架 5

1.3.5　文本挖掘 7

1.3.6　语义库 7

1.4　本章小结 9

1.5　专业术语 9

第 2 章　中文分词原理与实现 11

2.1　接口 12

2.1.1 切分方案 13
2.1.2 词特征 13
2.2 查找词典算法 13
2.2.1 标准 Trie 树 14
2.2.2 三叉 Trie 树 18
2.2.3 词典格式 26
2.3 最长匹配中文分词 27
2.3.1 正向最大长度匹配法 28
2.3.2 逆向最大长度匹配法 33
2.3.3 处理未登录串 39
2.3.4 开发分词 43
2.4 概率语言模型的分词方法 45
2.4.1 一元模型 47
2.4.2 整合基于规则的方法 54
2.4.3 表示切分词图 55
2.4.4 形成切分词图 62
2.4.5 数据基础 64
2.4.6 改进一元模型 75
2.4.7 二元词典 79
2.4.8 完全二叉树组 85
2.4.9 三元词典 89
2.4.10 *N* 元模型 90
2.4.11 *N* 元分词 91
2.4.12 生成语言模型 99
2.4.13 评估语言模型 100
2.4.14 概率分词的流程与结构 101
2.4.15 可变长 *N* 元分词 102
2.4.16 条件随机场 103
2.5 新词发现 103
2.5.1 成词规则 109
2.6 词性标注 109
2.6.1 数据基础 114

2.6.2 隐马尔可夫模型 115
2.6.3 存储数据 124
2.6.4 统计数据 131
2.6.5 整合切分与词性标注 133
2.6.6 大词表 138
2.6.7 词性序列 138
2.6.8 基于转换的错误学习方法 138
2.6.9 条件随机场 141
2.7 词类模型 142
2.8 未登录词识别 144
2.8.1 未登录人名 144
2.8.2 提取候选人名 145
2.8.3 最长人名切分 153
2.8.4 一元概率人名切分 153
2.8.5 二元概率人名切分 156
2.8.6 未登录地名 159
2.8.7 未登录企业名 160
2.9 平滑算法 160
2.10 机器学习的方法 164
2.10.1 最大熵 165
2.10.2 条件随机场 170
2.11 有限状态机 171
2.12 地名切分 178
2.12.1 识别未登录地名 179
2.12.2 整体流程 185
2.13 企业名切分 187
2.13.1 识别未登录词 188
2.13.2 整体流程 190
2.14 结果评测 190
2.15 本章小结 191
2.16 专业术语 193

第 3 章　英文分析 194

3.1　分词 194
3.1.1　句子切分 194
3.1.2　识别未登录串 197
3.1.3　切分边界 198
3.2　词性标注 199
3.3　重点词汇 202
3.4　句子时态 203
3.5　本章小结 204

第 4 章　依存文法分析 205

4.1　句法分析树 205
4.2　依存文法 211
4.2.1　中文依存文法 211
4.2.2　英文依存文法 220
4.2.3　生成依存树 232
4.2.4　遍历 235
4.2.5　机器学习的方法 237
4.3　小结 237
4.4　专业术语 238

第 5 章　文档排重 239

5.1　相似度计算 239
5.1.1　夹角余弦 239
5.1.2　最长公共子串 242
5.1.3　同义词替换 246
5.1.4　地名相似度 248
5.1.5　企业名相似度 251
5.2　文档排重 251
5.2.1　关键词排重 251
5.2.2　SimHash 254
5.2.3　分布式文档排重 268

5.2.4 使用文本排重 269
5.3 在搜索引擎中使用文本排重 269
5.4 本章小结 270
5.5 专业术语 270

第 6 章 信息提取 271

6.1 指代消解 271
6.2 中文关键词提取 273
6.2.1 关键词提取的基本方法 273
6.2.2 HITS 算法应用于关键词提取 275
6.2.3 从网页中提取关键词 277
6.3 信息提取 278
6.3.1 提取联系方式 280
6.3.2 从互联网提取信息 281
6.3.3 提取地名 282
6.4 拼写纠错 283
6.4.1 模糊匹配问题 285
6.4.2 正确词表 296
6.4.3 英文拼写检查 298
6.4.4 中文拼写检查 300
6.5 输入提示 302
6.6 本章小结 303
6.7 专业术语 303

第 7 章 自动摘要 304

7.1 自动摘要技术 305
7.1.1 英文文本摘要 307
7.1.2 中文文本摘要 309
7.1.3 基于篇章结构的自动摘要 314
7.1.4 句子压缩 314
7.2 指代消解 314
7.3 Lucene 中的动态摘要 314

7.4 本章小结 317
7.5 专业术语 318

第 8 章 文本分类 319

8.1 地名分类 321
8.2 错误类型分类 321
8.3 特征提取 322
8.4 关键词加权法 326
8.5 朴素贝叶斯 330
8.6 贝叶斯文本分类 336
8.7 支持向量机 336
8.7.1 多级分类 345
8.7.2 规则方法 347
8.7.3 网页分类 350
8.8 最大熵 351
8.9 信息审查 352
8.10 文本聚类 353
8.10.1 K 均值聚类方法 353
8.10.2 K 均值实现 355
8.10.3 深入理解 DBScan 算法 359
8.10.4 使用 DBScan 算法聚类实例 361
8.11 本章小结 363
8.12 专业术语 363

第 9 章 文本倾向性分析 364

9.1 确定词语的褒贬倾向 367
9.2 实现情感识别 368
9.3 本章小结 372
9.4 专业术语 373

第 10 章 问答系统 374

10.1 问答系统的结构 375
10.1.1 提取问答对 376

10.1.2 等价问题 376
10.2 问句分析 377
10.2.1 问题类型 377
10.2.2 句型 381
10.2.3 业务类型 381
10.2.4 依存树 381
10.2.5 指代消解 383
10.2.6 二元关系 383
10.2.7 逻辑表示 386
10.2.8 问句模板 386
10.2.9 结构化问句模板 389
10.2.10 检索方式 390
10.2.11 问题重写 395
10.2.12 提取事实 395
10.2.13 验证答案 398
10.2.14 无答案的处理 398
10.3 知识库 398
10.4 聊天机器人 399
10.4.1 交互式问答 401
10.4.2 垂直领域问答系统 402
10.4.3 语料库 405
10.4.4 客户端 405
10.5 自然语言生成 405
10.6 依存句法 406
10.7 提取同义词 410
10.7.1 流程 410
10.8 本章小结 411
10.9 术语表 412

第 11 章 语音识别 413

11.1 总体结构 414
11.1.1 识别中文 416

11.1.2 自动问答 417
11.2 语音库 418
11.3 语音合成 419
11.3.1 归一化 420
11.4 语音 420
11.4.1 标注 424
11.4.2 相似度 424
11.5 Sphinx 424
11.5.1 中文训练集 426
11.6 Julius 429
11.7 本章小结 429
11.8 术语表 429

参考资源 430

后记 431

1 第 1 章 应用自然语言处理技术

目前，自然语言处理技术广泛应用在人们生活、学习和工作的各个方面，给人们带来了极大的方便。但是，无论是中文搜索技术，还是中文语音识别，或者中文 OCR，相对英文来说都不太成熟。比如，在会计做账领域，“购买钢材一批 50000 元”对应的是“借：库存材料 5 万 贷：银行存款 5 万”。如果计算机技术的发展可以提供智能的做帐软件，把经济业务输入进去以后，自动出分录、凭证和报表，这将会极大提高公司财务工作的效率，给相关人员的经济和财务决策提供智力和知识支持。

自然语言处理技术包括很多方面，如文本分类、对话系统、机器翻译等。人们经常用到的查询功能使用的是搜索引擎技术。用户在搜索引擎中输入较长的问题时，计算机要能够给出准确的答案。在几乎是所有的我们从电影或电视上看到的未来，搜索引擎已经进化到类似人类助手一样能回答针对任何事物的复杂问题的程度。尽管互联网搜索引擎能够导航非常巨大的知识范围，但是我们要达到智能助手的能力还很远。一个很明显的不同就是互联网搜索的查询被划分成少数几个关键词而不是以自然语言表述的实际的问题。人们可以用基于社区的问答系统通过句子甚至是段落来描述他们的信息需求，因为他们知道如果问题描述得更好，其它人会通读

上下文获得更为明确的理解而给出更好的回答。相比而言，一个互联网搜索引擎对于一段很长的查询只能给出很差的返回结果或不返回任何有价值的东西。人们只能将他们的问题转化成一个或几个贴切的关键词去尝试相对贴切的回复。信息检索研究的长期目标是开发检索模型来为更长、更专门的查询提供精确的结果。因此需要更好的理解文本信息。严格来说，自然语言处理（Natural Language Processing），包括自然语言理解和自然语言生成两部分。考虑到自然语言理解的基础地位，本书只涉及自然语言理解部分。

自然语言理解的关键是抓住文本的特征，因为特征可以显示说话者的意图。例如，用户输入的查询“感冒了可以吃海鲜吗？”中的【吗】字是一个很强的疑问特征词，而“Nokia N97 港行”中【Nokia】、【N97】、【港行】都是很好的产品购买特征词，“松下 328 传真机参数”中的【参数】则是一个很好的产品详细型查询的特征词。对于这些显示语义的特征词，计算机要将其识别并形式化，从而达到理解的目的。

本书介绍的自然语言理解技术使用 Java 编程语言实现。为了集中关注程序的基本逻辑，书中的 Java 代码去掉了一些错误和异常处理，实际可以运行的代码可以从本书中提供的网站或 QQ 获取。在以后的各章中会深入探索自然语言处理技术的每个知识点以及相关的 Java 实现过程。

1.1 付出与回报

自然语言处理技术的应用需要长期的积累，因为要实现一个实用的系统往往需要各方面相关的工作。当年，Siri 公司把 Siri 卖给苹果公司之前为了构建一个系统，花了 7 年时间，1 亿多美元，合作公司达到 20 多个。随着我们的知识库积累的越来越多并且可维护性越来越好，用户满意度会超越线性的增长。

1.1.1 如何开始

算法+规则+词表，这是构建一个系统所需要的三个主要方面。其实，参与正在发生的成功要更容易。让他们预见未来，你就能让他们聚集在你周围。开始一个垂直搜索项目，然后如果我们有中文分词准确的搜索内容可能更好。完成改进中文分词后，有文本分类实现信息按类别显示就更好。有文本排重就更好了。这些全部涉及自然语言处理的各个方面。

1.1.2 招聘人员

自然语言处理项目的开发需要多人的协同工作。这就像大自然中的蚂蚁和蚜虫。蚂蚁喜欢取食蚜虫腹部末端尾毛分泌含有糖分的汁液，所以蚂蚁常常保护蚜虫，把吃蚜虫的瓢虫驱赶开

甚至杀死，有时蚜虫缺乏食物时，会把蚜虫搬到有食物的地方，就像我们养牛羊一样。蚂蚁和蚜虫的关系是双利共生。老鹰抓小鸡吃，老鹰和小鸡的关系是捕食和被捕食的关系。蚂蚁和蚜虫随处可见，但老鹰已经只能在电视或动物园看到了。

希望在自然语言处理领域有所发展的学者和研究人员要与开发人员建立起类似蚂蚁和蚜虫的互利共生的关系，这样可以相互学习、共同完成复杂的软件项目。

1.1.3　学习

自然语言处理可以先采用自底向上的方法，然后再采用自顶向下的方法。自顶向下的方法需要写一些临时的桩代码。总体上来说是采用两头凑的方法。例如先用人工计算出结果，然后把这个结果写在程序中，看针对这个特例，整体流程能否走通。

1.2　开发环境

由于开源软件的迅速发展，可以借助开源软件简化搜索引擎开发工作。很多开源软件用 Java 语言开发，例如最流行的全文索引库 Lucene，所以本书采用 Java 来自己实现搜索。为了实现一个简单的指定目录文件的搜索引擎，首先要准备好 JDK 和集成开发环境 Eclipse。当前可以使用 JDK1.8。JDK1.8 可以从 Java 官方网站 http://www.oracle.com/ technetwork/java/index.html 下载得到。使用默认方式安装即可。本书中的程序通过本书给出的方法都可以找到，可以直接导入到 Eclipse 中。Eclipse 默认是英文界面，如果习惯用中文界面可以从 http://www.eclipse.org/babel/downloads.php 下载支持中文的语言包。

如果需要用 Web 界面做演示，还要下载 Tomcat，当前可以从 http://tomcat.apache.org/下载到，推荐使用 Tomcat7 以上的版本。

对于 Web 搜索界面建议使用 MyEclipse 开发。对于其他的普通的非 Web 开发工作则不建议使用 MyEclipse。例如开发爬虫，建议只使用 Eclipse，而不要用 MyEclipse。MyEclipse 开发普通的 Java 项目时速度慢。

如果要构建源代码工程，可以使用工具 Ant 和 Maven。Ant 与 Maven 都和项目管理软件 make 类似。虽然 Maven 正在逐步替代 Ant，但当前仍然有很多开源项目在继续使用 Ant。从 http://ant.apache.org/bindownload.cgi 可以下载到 Ant 的最新版本。

在 Windows 下 ant.bat 和三个环境变量相关：ANT_HOME、CLASSPATH 和 JAVA_ HOME。需要用路径设置 ANT_HOME 和 JAVA_HOME 环境变量，并且路径不要以\或/结束，不要设置 CLASSPATH。使用 echo 命令检查 ANT_HOME 环境变量：

```
>echo %ANT_HOME%
D:\apache-ant-1.7.1
```

如果把 Ant 解压到 c:\apache-ant-1.7.1 则修改环境变量 PATH，增加当前路径 c:\apache-ant-1.7.1\bin。

如果一个项目的源代码根路径包括一个 build.xml 文件，则说明这个项目可能是用 Ant 构建的。大部分用 Ant 构建的项目只需要如下一个命令：

```
#ant
```

可以从 http://maven.apache.org/download.html 下载最新版本的 Maven，当前版本是 maven-3.3.9。解压下载的 Maven 压缩文件到 C: 根路径，将创建一个 c:\apache-maven-3.3.9 路径。修改 Windows 系统环境变量 PATH，增加当前路径 c:\apache-maven-3.3.9\bin。如果一个项目的源代码根路径包括一个 pom.xml 文件，则说明这个项目可能是用 Maven 构建的。大部分用 Maven 构建的项目只需要如下一个命令：

```
#mvn clean install
```

盖大楼的时候需要搭建最终不会交付使用的脚手架。很多单元测试代码也不会在正式环境中运行，但是必须写。与此类似，可以使用 JUnit 做单元测试。

1.3 技术基础

需要有程序设计语言开发基础，例如 Java 或者 C#。

1.3.1 Java

定义一个 Token 类描述词在文本中的位置：

```
public class Token {
   public String term; //词
   public int start; //词在文档中的开始位置
   public int end; //词在文档中的结束位置
}
```

增加构造方法：

```
public class Token {
   public String term;  //词
   public int start;   //开始位置
   public int end;  //结束位置

   public Token(String t, int s, int e) { //构造方法
      term = t; //参数赋值给实例变量
      start = s;
```

```
      end = e;
   }
}
```

调用这个构造方法来创造对象。例如，有个词出现在文档的开始位置。在构造方法前加上 new 关键词来通过这个构造方法创造对象。

```
Token t = new Token("剧情", 0, 2); //出现在开始位置的“剧情”这个词
```

可以通过 this.term 访问 Token 的实例变量 term，特别说明，term 不是一个方法中的局域变量。所以构造方法也可以这样写：

```
public Token(String t, int s, int e) { //构造方法
      this.term = t; //用 this 关键字作为前缀修饰词来指明 term 是当前对象的实例变量
      this.start = s;
      this.end = e;
}
```

在此处，创建一个 Token 类需要传入三个参数，词本身、词的开始位置和结束位置：

```
Token t = new Token("剧情", 0, 2); //出现在开始位置的 “剧情” 这个词
```

这是调用构造方法 Token(String t, int s, int e)来创建这个 Token 类实例的一个例子。

1.3.2　规则方法

可以用规则的方法预先准备好一些先验知识。然后用统计的方法来处理未知的情况。把一些人工经验放入规则库。

很多时候，人讲话并不是按概率来的，除非是随便说说。比如说，怎么减肥。只能说吃那么几样减肥的食品。

1.3.3　统计方法

语料库就是一个文档的样本库。需要有很大的规模，才有概率统计的意义。可以假设很多词和句子都会在其中出现多次。

1.3.4　计算框架

算法设计是一件非常困难的工作，需要有很好的数据结构基础。本书中采用的算法设计技术主要有迭代法、分治法、动态规划法等。

互联网搜索经常面临海量数据，需要分布式的计算框架来执行对网页重要度打分等计算。

有的计算数据很少，但是计算量很大，还有些计算数据量比较大，但是计算量相对比较小。例如计算圆周率是计算密集型，互联网搜索中的计算往往是数据密集型。所以出现了数据密集型的云计算框架。MapReduce 是一种常用的云计算框架。

MapReduce 把计算任务分成两个阶段。映射（Map）阶段按数据分类完成基本计算，化简（Reduce）阶段收集基本的计算结果。使用 MapReduce 统计词频的例子如图 1-1 所示。

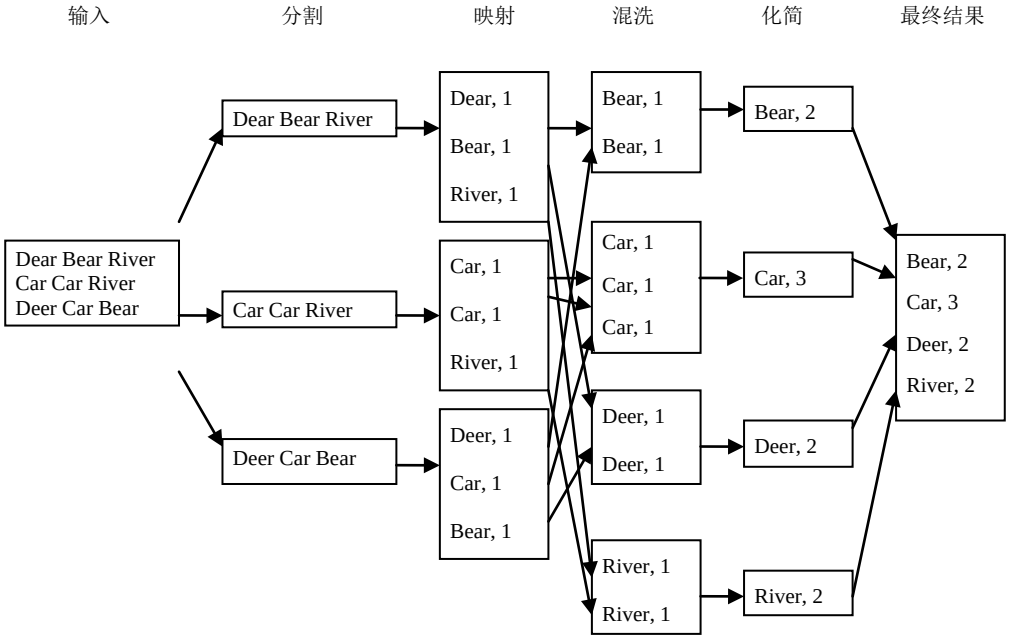


图 1-1　统计词频的例子

Hadoop（http://hadoop.apache.org/）是 MapReduce 思想实现的一个开源计算平台，已经在包括百度等搜索引擎开发公司得到商用。使用 Hadoop 实现词频统计的 TokenCounterMapper 类如下：

```
public class TokenCounterMapper extends Mapper{
 private final static IntWritable one = new IntWritable(1);
 private Text word = new Text();

 public void map(Object key, Text value, Context context) throws IOException {
   StringTokenizer itr = new StringTokenizer(value.toString());
   while (itr.hasMoreTokens()) {
     word.set(itr.nextToken());
```

```
    context.collect(word, one);
  }
 }
}
```

但是 MapReduce 是批处理的操作方式。一般来说，直到完成上一阶段的操作后才能启动下一阶段的操作。

要有一种计算，可以尽快出结果，随着时间的延长，计算结果会越来越好。很多计算可以用迭代的方式做，迭代次数越多，结果往往越好，比如 PageRank 或者 KMeans、EM 算法。当然，这个应该不只需要迭代，还需要向最优解收敛。

1.3.5　文本挖掘

搜索文本信息需要理解人类的自然语言。文本挖掘指从大量文本数据中抽取隐含的、未知的、可能有用的信息。

常用的文本挖掘方法包括：全文检索、中文分词、句法分析、文本分类、文本聚类、关键词提取、文本摘要、信息提取、智能问答等。文本挖掘相关技术的结构如图 1-2 所示。

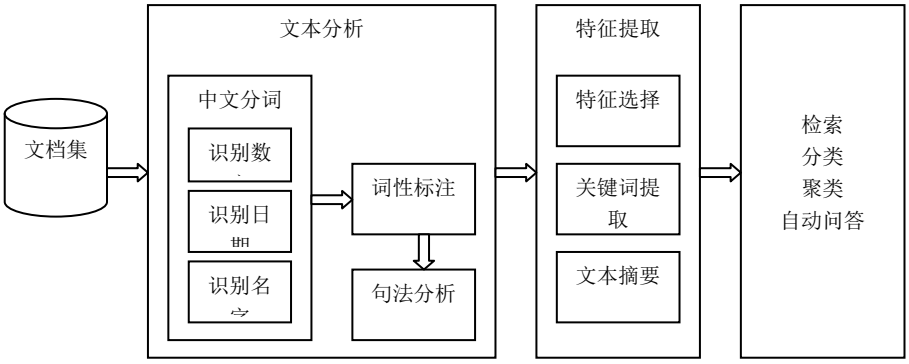


图 1-2 文本挖掘相关技术的结构

1.3.6　语义库

自然语言中的语义复杂多变，如：在“买玩偶送女友”中，“送”这个词不止一个义项。opencyc 提供了 OWL 格式的英文知识库。

1. OWL 本体的重要组成部分

- Individuals：个体，代表一个领域里面的对象。可以理解成一个类的实例。

- Properties：属性，是两个个体之间的双重联系，它有三个重要的特性（functional、transitive、symmetric）。
- Classes：个体的集合，是一系列概念的语义表达，和编程语言中的类相似，有继承体系。
- Class Axiom：类的公理，在验证一致性和推理中发挥作用。
- Class Expression：类的表达，有并、交、补、匿名类等。

2. 实例

在 OWL 中，一个实例可以既是这个类的实例，又是其他类的实例。

3. 类

OWL 中的类，只是继承上说的，是类似的，但更应该把这些类看成集合。本体里面的类按层次划分。

4. DisjointClasses

声明 2 个类没有交集，声明 DisjiontClasses 的是同一层次的类。

5. Properties

代表一种关系 relationship。一种类型叫 ObjectProperties，代表了 individual 之间的一种关系；另一种类型叫 DatatypeProperties，代表了 individual 和基本数据类型的关系，就像类的属性。还有一种叫 Annotation Properties，是属于元数据，数据的数据，可以用来解释 Classes、Individual、Object/Datatype Properties。

6. Properties 特性

- 反（逆）关系：inverse，如小张是老张的儿子，那么反关系中老张是小张的父亲。
- 函数关系：functional，如小张最好的朋友是李四，小张最好的朋友是小豆子，那么李四和小豆子等同。
- 对等（对称）关系：symmetric，指的是 properties 的对等性，是 2 个 individual 和 1 个 property，如老李与老张是邻居，与上面的 inverse 是 2 个 individual 和 2 个 property，小张是老张的儿子，老张是小张的父亲。
- 传递性：transitive。
- 非对称关系：asymmetric，如反关系中的，小张是老张的儿子，不可能用对称关系说老张是小张的儿子。
- 自反性：reflexive，即将一个 properties 指向自身，如小张知道小李，小张知道自己。
- 非自反性：irreflexive，如“是儿子”就非自反，自己不会是自己的儿子。

7. Properties 的 domain 与 range

domain、range 和 properties 特性不一样，特性是一种推理机制要用来约束（Constaint）的，约束即限制，可以用推理机制来验证，限制出问题就会推理出错。而 domain、range 是一种公理（axiom），公理总是对的，推理要基于它们。

8. 定义类

总共有三类定义类的表达，一个是命名类（Named Class），一个是对很多命名类的两次集合运算而杂糅出新的类，再有就是限制性的类，也就是匿名类（Restriction Class），用动宾形式表达。

- 命名类：是最常用的，没有任何语义，仅仅是 ID 号，一个标示。
- 匿名类：没有一个命名，没有一个标志，会在每个命名类的父类声明（涉及到一个建模原则——把一个类的各个特征抽象出来，将每个特征转化为动宾结构，再将其表达为一个匿名类，一个类有多少个特征，它就有多少个父类）。

9. 类公理

- SubClassOf：表示类与类的层次关系，上下所属关系，能将所有的类与类之间的关系完整推理出来。
- EquivalentClasses：表示了类与类之间的等价关系。
- DisjointClasses：限制作用，将类与类从一个概念上完全隔离。

1.4　本章小结

自然语言就是人交流用的语言。自然语言处理的研究方向主要包括：文本朗读、语音合成、语音识别、中文自动分词、词性标注、句法分析、自然语言生成、文本分类、信息检索、信息抽取、文字校对、问答系统、机器翻译以及自动摘要等。其中，信息检索方向最成熟。

1.5　专业术语

Automatic summarization　自动摘要
Chinese word segmentation　中文自动分词
Information extraction　信息抽取
Information retrieval　信息检索
Machine translation　机器翻译
Natural language generation　自然语言生成

Part-of-speech tagging 词性标注
Parsing 句法分析
Question answering 问答系统
Speech recognition 语音识别
Speech synthesis 语音合成
Text categorization 文本分类
Text-proofing 文字校对
Text to speech 文本朗读

2 第 2 章 中文分词原理与实现

一段文字首先需要分词，然后才能理解。比如，人们在街上看到一块饭店的招牌，上面写着“阿三炒饭店”。这时，选择切分成“阿三/炒饭/店”，而不会去考虑是否某位员工“阿三”在“炒”“饭店”的鱿鱼。因为切分出来的名词短语比一个陈述句更适合作为一个招牌。

和英文不同，中文词之间没有空格。很多读者可能会同意这样，因为可以省纸。实现专业的中文搜索引擎，比英文多了一项分词的任务。英语、法语和德语等西方语言通常采用空格或标点符号将词隔开，具有天然的分隔符，所以词的获取简单。但是中文、日文和韩文等东方语言，虽然句子之间有分隔符，但词与词之间没有分隔符，所以需要靠程序切分出词。如果没有中文分词，搜索“达内”，会出现“齐达内”相关的信息。当你使用搜索引擎时，你不能直接看到分词，但是可以感觉到它的存在。

要解决中文分词准确度的问题，是否提供一个免费版本的分词程序供人下载使用就够了？但像分词这样的自然语言处理领域的问题，很难彻底地全部解决。例如，通用版本的分词也许需要做很多修改后才能用到手机上。所以需要要让人能看懂其中的代码与实现原理，并参与到改进的过程中才能更好应用。

因为开源的分词软件越来越多，所以分词不能直接拿来卖钱，但是很多可以拿来卖钱的软件都用到了分词。就好像你不能只吃那个让你感觉饱了的馒头。

2.1 接口

文本摘要和机器翻译、问答系统等应用调用中文分词需要调用的 API。首先确定中文分词的接口。最基本的是返回词序列。

```
public interface ChineseSpliter {
   /**
   * 对给定的文本进行中文分词
   * @param text 给定的文本
   * @return 分词完毕的词数组
   */
   public String[] split(String text);
}
```

调用中文分词的方法：

```
Segmenter seg = new Segmenter("产品和服务");
List<String> result = seg.split();
for (String word:result) {
   System.out.println(word);
}
```

可以模仿 BreakIterator，把分词接口设计成返回下一个位置。通过 next 方法返回下一个切分位置。

```
public class Segmenter {
   public int next () { //得到下一个词，如果没有则返回-1
      //返回最长匹配词，如果没有匹配上，则按单字切分
   }
}
```

调用中文分词的方法：

```
String stringToExamine = "产品和服务";
BreakIterator boundary = BreakIterator.getWordInstance(Locale.CHINESE);
boundary.setText(stringToExamine);
int start = boundary.first();
for (int end = boundary.next(); end != BreakIterator.DONE; start = end, end = boundary
      .next()) {
   System.out.println(stringToExamine.substring(start, end));
}
```

输入句子的中文分词切分结果也就是切分方案。看下如何表示切分方案。

对于搜索来说，经常需要同时输出多种粒度的切分结果。例如“世界粉末冶金大会”最粗的切分结果是：“世界粉末冶金大会”，稍微细一些的切分结果是“世界/粉末冶金/大会”，更细的切分结果是“世界/粉末/冶金/大会”。实际上是返回一个切分词图。

2.1.1　切分方案

往往用动态数组 list<String>记录切分方案。此外还可以用位数组 BitSet 记录切分方案。这是最节省内存的一种方式。如果待切分的字符串有 *m* 个字符，考虑每个字符左边和右边的位置，则有 *m*+1 个点对应，点的编号从 0 到 *m*。例如“有意见分歧”这句话对应 6 个点，其中前 5 个节点对应 5 个长度的 BitSet，如图 2-1 所示。

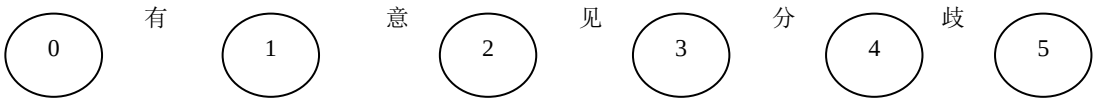


图 2-1　切分词图中的点

切分节点对应位是 1，否则对应位是 0。例如，表示“有/意见/分歧”的 BitSet 的内容是 11010。还可以用一个分词节点序列表示切分方案，例如“有/意见/分歧”的分词节点序列是{0,1,3,5}。

2.1.2　词特征

分词除了返回词本身，还可以返回词所在的位置。另外，还有，以及词性信息。

```
private CharTermAttribute termAtt;//词属性
private OffsetAttribute offsetAtt; //位置属性
private PosAttribute posAtt; //词性属性
```

2.2　查找词典算法

最常见的分词方法是基于词典匹配的。在基于词典的中文分词方法中，经常用到的功能是从字符串的指定位置向后查找最长词，也就是最大长度查找方法。例如，词典中包括 8 个词语：{大，大学，大学生，活动，生活，中，中心，心}。句子“大学生活动中心落成了”从位置 0 开始最长的词是“大学生”。有时候，也需要找出待切分字符串指定位置开始所有的词。例如，句子“大学生活动中心落成了”从位置 0 开始所有的词是{大，大学，大学生}。

《现代汉语词典》收录 6.5 万词条。中文分词实际使用的词典规模往往在几十万词以上。为了提高查找效率，不要逐个匹配词典中的词，而是待切分的字符串同时匹配多个词。给定一

组模式和一个文本，在文本中查找任一模式的全部出现信息叫作多模式匹配问题。

查找词典所占的时间可能在总的分词时间的 1/3 左右。为了保证切分速度，需要选择一个好的查找词典算法。

2.2.1 标准 Trie 树

介绍标准 Trie 树之前，先看下怎么用可单链表存储一个单词。如果不熟悉单链表，可以想象有几个灯笼，每个灯笼下面有个钩子，钩住下一个灯笼上的柄，这样形成一串灯笼。

把单词看成是字符的序列，也就是字符组成的链表。WordLinkedList 类实现一个单向链表保存一个单词。

```
public class WordLinkedList { //可以从前往后遍历单词中所有的字符
   class Node { //内部节点类
      public char element; //每个节点存储词中的一个字符
      public Node next; //下一个节点对象的引用

      public Node(char item) { //构造方法
         this.element = item;
         next = null;
      }
   }

   private Node root; //记录第一个节点

   public WordLinkedList() { //构造方法
      root = null;
   }

   public void add(String key) { //放入一个单词
      if (root == null) { //如果根节点不存在，则创建它
         root = new Node(key.charAt(0));
      }
      Node parNode = root; //父节点
      for (int i = 1; i < key.length(); i++) { //从前往后逐个放入字符
         char c = key.charAt(i);
         Node currNode = new Node(c); //当前节点
         parNode.next = currNode; //当前节点作为父节点的孩子节点
         parNode = currNode; //父节点向下移动
      }
   }
```

```
    public boolean find(String input){
        Node curNode = root; //当前节点
        int i = 0;
        while (curNode!=null && i<input.length()) { //从前往后一个字符一个字符地匹配
            if(curNode.element != input.charAt(i))
                return false;
            //节点和字符位置同步前进一次
            curNode = curNode.next;
            i++;
        }
        return true;//找到
    }

    public String toString() { //输出链表中的内容
        StringBuilder buf = new StringBuilder();
        Node current = root;

        while (current != null) {
            buf.append(current.element);
            buf.append('\t');
            current = current.next;
        }

        return buf.toString();
    }

    public static void main(String args[]) {
        WordLinkedList c = new WordLinkedList();
        c.add("春节快乐");
        System.out.println(c.toString());
        System.out.println(c.find("春节快乐"));//返回 true
    }
}
```

每个词对应一个链表。整个词表中的词对应很多个链表。把表示相同前缀的节点合并成一个节点，这就是标准 Trie 树。如图 2-2 所示是合并多个链表中相同的节点的过程。

假设一种简单的情况，词典中全部是英文单词。首先考虑散列这种常见的高效查找方法，它根据数组下标查询，所以速度快。首先根据词表构造散列表，具体来说就是用给定的散列函数构造词典到数组下标的映射，如果存在冲突，则根据选择的冲突处理方法解决地址冲突。然后可以在散列表的基础上执行散列查找。冲突导致散列性能降低。不存在冲突的散列表叫作完美散列。但是整词散列不适合分词的最长匹配查找方式。

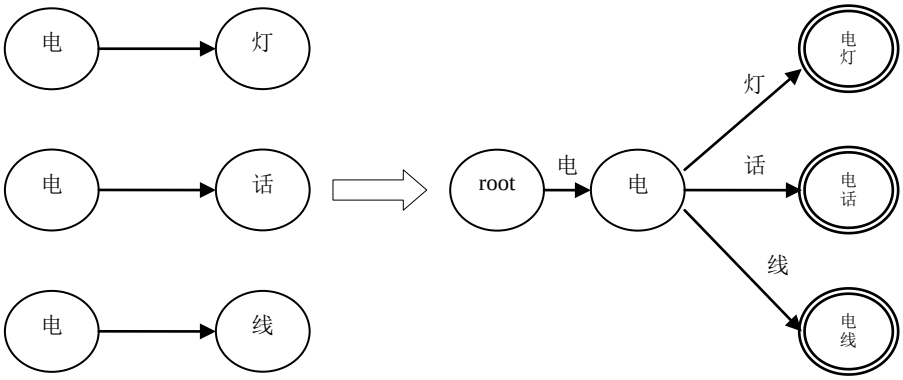


图 2-2　从链表到 Trie 树

英文单词中的每个词都是由 26 个小写英文字母中的一个组成的，可以采用逐字散列的方法，这就是标准 Trie 树。可以把标准 Trie 树看成一种逐字的完美散列。一个标准 Trie 树（retrieve 树）的一个节点只保留一个字符。如果一个单词比一个字符长，则包含第一个字符的节点记录指向下一个字符的节点的属性，依此类推。这样组成一个层次结构的树，树的第一层包括所有单词的第一个字符，树的第二层包括所有单词的第二个字符，依此类推，标准 Trie 树的最大高度是词典中最长单词的长度。例如，如下单词序列组成的词典（as　at　be　by　he　in　is　it　of　on　or　to）会生成如图 2-3 所示的标准 Trie 树。

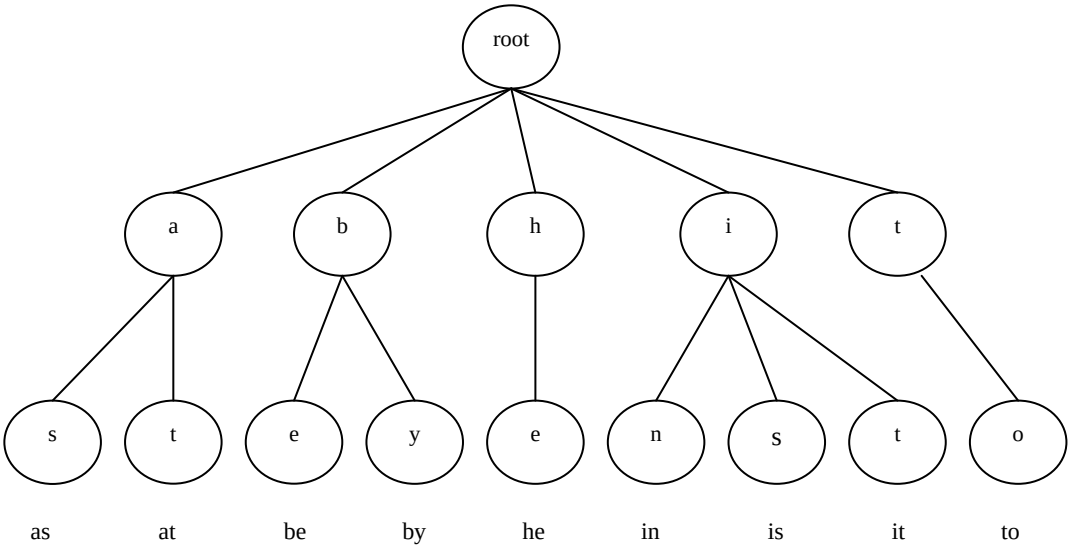


图 2-3　标准 Trie 树

标准 Trie 树的结构独立于生成树时单词进入的顺序。这里，Trie 树的高度是 2。因为树的高度很小，在标准 Trie 树中搜索一个单词的速度很快。但是，这是以内存消耗为代价的，树中的每一个节点都需要很多内存。假设每个词都是由 26 个小写英文字母中的一个组成的，则这个节点中会有 26 个属性。所以不太可能直接用这样的标准 Trie 树来存储中文这样的大字符集。

Trie 树在实现上有一个树类（SearchTrie）和一个节点类（TrieNode）。首先构建好词典树，然后反复查询这个词典树。

用逐个增加单词到词典树的方法构建词典树。往搜索树上增加一个单词，方法原型是：addWord(String word)。

从给定字符串的指定位置开始匹配单词，方法原型是：matchLong(String text,int offset)。这个方法查找词库中的最长词。

```
String sentence = "印度尼西亚地震了";

int offset = 0;
SearchTrie dic=SearchTrie.getInstance();  //得到词典树
String word = dic.matchLong(sentence, offset);
System.out.print(word);  //输出“印度尼西亚”
```

也可以把标准 Trie 树当作散列表使用。put(String key, int val)方法加入一个键/值对，get(String key)方法查找一个键对应的值。

使用散列表记录字符到孩子节点的对应关系。

```
Map<Character, TrieNode> next = new HashMap<Character, TrieNode>();
```

标准 Trie 树中的每个词都有一个对应的结束节点。可结束节点相当于有限状态机中可结束的状态。

```
class TrieNode {
      private Map<Character, TrieNode> next =
               new HashMap<Character, TrieNode>();  //字符到孩子节点的映射
      boolean final; //判断这个节点是否结束节点
}
```

Node 类中往往存一个 val 值，可以根据 val 是否是空值来判断一个节点是否可结束节点。可结束节点的 val 是非空的值。使用范型定义值类型。

```
public class TrieNode<T> {
   private Character splitChar;  //分隔字符
   private T nodeValue;  //值信息
   private Map<Character, TrieNode<T>> children =
```

```
                    new HashMap<Character, TrieNode<T>>();//孩子节点
}
```

标准 Trie 树不适合处理中文。类似稀疏数组用数组的稀疏表示法，把每个 Trie 树节点中的所有有效的孩子节点放在一个二叉搜索树中。

2.2.2 三叉 Trie 树

二叉搜索树（binary search tree，简称 BST）是一个二叉树，有如下的属性：

- 每个节点有一个值；
- 值之间是可以比较大小的；
- 一个节点的左子树仅包含小于这个节点的值；
- 一个节点的右子树仅包含大于这个节点的值。

例如 i、b、a、h、o、t 这 6 个字母组成的二叉搜索树如图 2-4 所示。

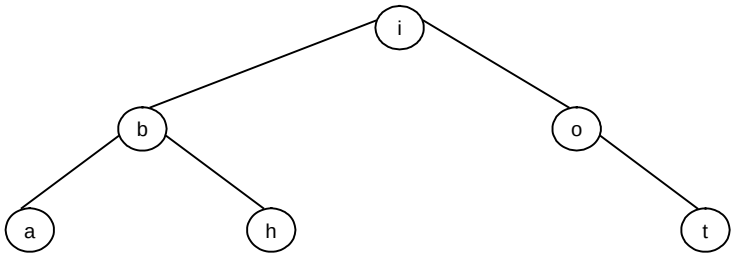


图 2-4 二叉搜索树

因为 b 比 i 小，所以 b 节点是 i 节点的左孩子。因为 o 比 i 大，所以 o 节点是 i 节点的右孩子，依此类推。

定义二叉搜索树中的节点：

```
class BinaryNode {
   public Comparable element;       //节点中的数据
   public BinaryNode left;          //左边的孩子
   public BinaryNode right;         //右边的孩子
   //构造方法
   BinaryNode( Comparable theElement ) {
      element = theElement;
      left = right = null;
   }
}
```

插入数据和查找的过程：

```
public class BinarySearchTree {
   protected BinaryNode root;   //树的根节点

   public BinarySearchTree( ) {//构造树
      root = null;
   }

   /**
    * 插入一个子树的内部方法
    * @param x the item to insert.
    * @param t the node that roots the tree.
    * @return the new root.
    * @throws DuplicateItemException if x is already present.
    */
   protected BinaryNode insert( Comparable x, BinaryNode t ) {
      if( t == null )
         t = new BinaryNode( x );
      else if( x.compareTo( t.element ) < 0 )
         t.left = insert( x, t.left );
      else if( x.compareTo( t.element ) > 0 )
         t.right = insert( x, t.right );
      else
         throw new DuplicateItemException( x.toString( ) );  // Duplicate
      return t;
   }

   /**
    * 插入树
    * @param x the item to insert.
    * @throws DuplicateItemException if x is already present.
    */
   public void insert( Comparable x ) {
      root = insert( x, root );
   }

   /**
    * Find an item in the tree.
    * @param x the item to search for.
    * @return the matching item or null if not found.
    */
   public Comparable find( Comparable x ) {
```

```
        return elementAt( find( x, root ) );
    }

    /**
     * Internal method to get element field.
     * @param t the node.
     * @return the element field or null if t is null.
     */
    private Comparable elementAt( BinaryNode t ) {
        return t == null ? null : t.element;
    }

    /**
     * Internal method to find an item in a subtree.
     * @param x is item to search for.
     * @param t the node that roots the tree.
     * @return node containing the matched item.
     */
    private BinaryNode find( Comparable x, BinaryNode t ) {
        while( t != null ) {
            if( x.compareTo( t.element ) < 0 )
                t = t.left;
            else if( x.compareTo( t.element ) > 0 )
                t = t.right;
            else
                return t;   // Match
        }

        return null;       // Not found
    }
}
```

二叉搜索树的性能依赖于比较其中元素大小的方法。Character.compareTo 方法比 char 相减的方法慢三倍。所以如果能用整数表示字符，则推荐采用字符相减的方法实现比较大小。

在一个三叉 Trie 树（Ternary Search Trie）中，每一个节点也是包括一个字符。但和标准 Trie 树不同，三叉 Trie 树的节点中只有三个位置相关的属性，一个指向左边的树，一个指向右边的树，还有一个向下，指向单词的下一个字符。三叉 Trie 树是二叉搜索树和标准 Trie 树的混合体。它有和标准 Trie 树差不多的速度，但是和二叉搜索树一样只需要相对较少的内存空间。

通过选择一个排序后的词表的中间值，并把它作为开始节点，可以创建一个平衡的三叉树。再次以有序的单词序列(as at be by he in is it of on or to)为例。首先把关键字

“is”作为中间值并且构建一个包含字母“i”的根节点。它的直接后继节点包含字母“s”并且可以存储任何与“is”有关联的数据。对于“i”的左树，选择“be”作为中间值并且创建一个包含字母“b”的节点，字母“b”的直接后继节点包含“e”。该数据存储在“e”节点。对于“i”的右树，按照逻辑，选择“on”作为中间值，并且创建“o”节点以及它的直接后继节点“n”。最终的三叉树如图 2-5 所示。可以看到，一个节点的所有兄弟节点就是一个如图 2-5 所示的二叉搜索树。

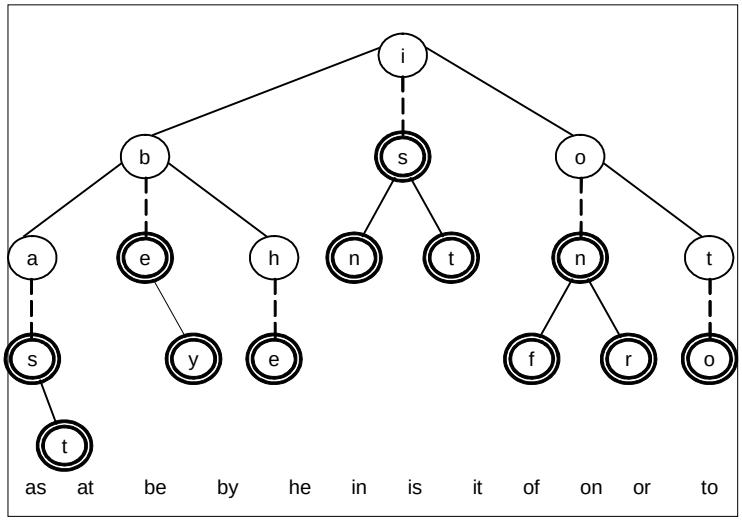


图 2-5　三叉树

垂直的虚线代表一个父节点的下面的直接的后继节点。只有父节点和它的直接后继节点才能形成一个数据单元的关键字；“i”和“s”形成关键字“is”，但是“i”和“b”不能形成关键字，因为它们之间仅用一条斜线相连，不具有直接后继关系。图 2-5 中带双圈的节点为终止节点，如果查找一个词以终止节点结束，则说明三叉树包含这个词。从根节点开始查找单词。以搜索单词“is”为例，向下到相等的孩子节点“s”，在两次比较后找到“is”。查找“ax”时，执行三次比较达到首字符“a”，然后经过两次比较到达第二个字符“x”，返回结果是“ax”不在树中。

TernarySearchTrie 本身存储词到值的对应关系，可以当作 HashMap 对象来使用。词按照字符拆分成了许多节点，以 TSTNode 的实例存在。值存储在 TSTNode 的 data 属性中。节点类 TSTNode 的实现如下：

```
public final class TSTNode {
      /**  节点的值  */
```

```
      public Data data=null;//data 属性可以存储词原文和词性、词频等相关的信息

protected TSTNode loNode; //左边节点
      protected TSTNode eqNode; //中间节点
      protected TSTNode hiNode; //右边节点

      protected char splitchar; //本节点表示的字符
      /**
       *  构造方法
       *
       *@param  splitchar  该节点表示的字符
       */
      protected TSTNode(char splitchar) {
         this.splitchar = splitchar;
      }
      public String toString()   {
         return "splitchar:"+ splitchar;
      }
}
```

基本的查找词典过程是：输入一个词，返回这个词对应的 TSTNode 对象，如果该词不在词典中则返回空。查找词典的过程中，从树的根节点匹配输入查询词。按字符从前往后匹配 Key。匹配过程如下：

```
protected TSTNode getNode(String key, TSTNode startNode) {
      if (key == null ) {
         return null;
      }
      int len = key.length();
      if (len ==0)
         return null;
      TSTNode currentNode = startNode; //匹配过程中的当前节点的位置
      int charIndex = 0; //表示当前要比较的字符在 Key 中的位置
      char cmpChar = key.charAt(charIndex);
      int charComp;
      while (true) {
         if (currentNode == null) {//没找到
            return null;
         }
         charComp = cmpChar - currentNode.splitchar;
         if (charComp == 0) {//相等
            charIndex++;
```

```
            if (charIndex == len) {//找到了
               return currentNode;
            }
            else   {
               cmpChar = key.charAt(charIndex);
            }
            currentNode = currentNode.eqNode;
         } else if (charComp < 0) {//小于
            currentNode = currentNode.loNode;
         } else {//大于
            currentNode = currentNode.hiNode;
         }
      }
}
```

三叉树的创建过程也就是在 Trie 树上创建和单词对应的节点。实现代码如下：

```
//向词典树中加入一个单词的过程
private TSTNode addWord(String key) {
      TSTNode currentNode = root; //从树的根节点开始查找
      int charIndex = 0; //从词的开头匹配
      while (true) {
         //比较词的当前字符与节点的当前字符
         int charComp =key.charAt(charIndex) - currentNode.splitchar;
         if (charComp == 0) {//相等
            charIndex++;
            if (charIndex == key.length()) {
               return currentNode;
            }
            if (currentNode.eqNode == null) {
               currentNode.eqNode = new TSTNode(key.charAt(charIndex));
            }
            currentNode = currentNode.eqNode;
         } else if (charComp < 0) {//小于
            if (currentNode.loNode == null) {
               currentNode.loNode =   new TSTNode(key.charAt(charIndex));
            }
            currentNode = currentNode.loNode;
         } else {//大于
            if (currentNode.hiNode == null) {
               currentNode.hiNode =   new TSTNode(key.charAt(charIndex));
            }
```

```
            currentNode = currentNode.hiNode;
        }
      }
}
```

相对于查找过程，创建过程在搜索的过程中判断出链接的空值后创建相关的节点，而不是碰到空值后结束搜索过程并返回空值。

TernarySearchTrie 类最基本的方法有：

- createNode(String) 在 Trie 树上创建一个词相关的节点；
- addWord(String) 调用 createNode 方法得到一个词相关的节点，然后标志这个节点是可结束的节点；
- getNode(String) 查找一个词对应的节点；
- matchLong(Sting ,int) 从词典树中查找输入字符串从指定位置开始最长词；
- matchAll(Sting ,int) 从词典树中查找输入字符串从指定位置开始所有的词。

同一个词可以有不同的词性，例如“朝阳”既可能是一个“区”，也可能是一个“市”。可以把这些和某个词的词性相关的信息放在同一个链表中。这个链表可以存储在 TSTNode 的 Data 属性中。

对固定词表来说，标准 Trie 树的形式是固定的。三叉 Trie 树是否平衡取决于单词的读入顺序。如果按排序后的顺序插入，则生成方式最不平衡。单词的读入顺序对于创建平衡的三叉搜索树很重要，但对于二叉搜索树就不是太重要。通过选择一个排序后的数据单元集合的中间值，并把它作为开始节点，我们可以创建一个平衡的三叉树。可以写一个专门的过程来生成平衡的三叉树词典。

```
/**
 * 在调用此方法前，先把词典数组 k 排好序
 * @param fp 写入的平衡序的词典
 * @param k 排好序的词典数组
 * @param offset 偏移量
 * @param n 长度
 * @throws Exception
 */
void outputBalanced(BufferedWriter fp,ArrayList<String> k,int offset, int n){
   int m;
   if (n < 1) {
      return;
   }
   m = n >> 1; //m=n/2
```

```
   String item= k.get(m + offset);

   fp.write(item);//把词条写入到文件
   fp.write('\n');

   outputBalanced(fp,k,offset, m); //输出左半部分
   outputBalanced(fp,k, offset + m + 1, n - m - 1); //输出右半部分
}
```

取得平衡的单词排序类似于对扑克洗牌。假想有若干张扑克牌，每张牌对应一个单词，先把牌排好序。然后取最中间的一张牌，单独放着。剩下的牌分成了两摞。左边一摞牌中也取最中间的一张放在取出来的那张牌后面。右边一摞牌中也取最中间的一张放在取出来的牌后面，依此类推。

如果要让词首字组成的二叉树平衡，可以把所有词的首字排序后取中间的一个。

三叉 Trie 树和标准 Trie 树类似，如果从前往后存放单词，则前缀相同的词共享同样的前缀节点。所以 Trie 树也叫作前缀树，三叉 Trie 树和标准 Trie 树都是前缀树。例如，牛肉粉、牛肉面是有相同前缀的词。汉口、汉阳也是有相同前缀的词。

加载词典的过程：

```
String fileName = " WordList.txt"; //词典文件
try {
   FileReader fileRead = new FileReader(fileName);
   BufferedReader read = new BufferedReader(fileRead);  //读入文件
   String line;
   try {
      while ((line = read.readLine()) != null) { //按行读
         StringTokenizer st = new StringTokenizer(line, "\t");
         String key = st.nextToken();
         TSTNode currentNode = addWord(key);
         currentNode.nodeValue = key;
      }
   } catch (IOException e) {
      e.printStackTrace();
   }finally { //最后要关闭文件
      read.close();
   }
} catch (FileNotFoundException e) { //处理文件没找到的情况
   e.printStackTrace();
}catch (IOException e) { //处理一般的读文件错误
```

```
   e.printStackTrace();
}
```

2.2.3 词典格式

很多车玻璃是电动的，最好能支持手摇。那些纯电动的一旦进了水，电路一短路就打不开了。所以把词典格式设计成方便人工查看和编辑的文本文件格式，为了减少加载词典的时间，可以把文本格式的词典编译成方便机器读入的二进制格式。

```
if (!dataFile.exists()) {
   //加载文本格式的文件
   loadTxtDictionay(txtFile);

   //创建二进制数据文件
   compileDic(dataFile);
} else {//加载编译出来的二进制文件
   loadBinaryFile(dataFile);
}
```

词典可以按约定存放在 dic 路径下或者由用户指定存放路径。例如在 webapps\ROOT\WEB-INF\classes\dic 路径下。也可以放在和词典类所处的路径下。例如，假设词典类位于 com.lietu.segmenter 路径。

```
URI uri =
   Dictionary.class.getClass().getResource("/com/lietu/segmenter/wordlist.txt").toURI();
File txtFile = new File(uri); //根据 uri 构建文件

FileReader fileRead = new FileReader(txtFile);
BufferedReader read = new BufferedReader(fileRead);
```

或者这样写：

```
InputStream ins = POSContextState.class
      .getResourceAsStream("/com/lietu/segmenter/wordlist.txt");

BufferedReader read = new BufferedReader(new InputStreamReader(ins,
         "UTF-8"));
```

最基本的词典的文本文件格式就是每行一个词。为了支持多种语言，采用 utf-8 格式的编码。读入词典的代码如下：

```
InputStream file = null;
if (System.getProperty("dic.dir")==null)//用户没有指定词典存放路径时，从默认的路径加载
   file = getClass().getResourceAsStream(Dictionary.getDir() + dic);
```

```
else
   file = new FileInputStream(new File(Dictionary.getDir() + dic));

//为了防止乱码，在读文件的地方指定文件的字符编码集
BufferedReader in = new BufferedReader(new InputStreamReader(file, "GBK"));
String word;
while ((word = in.readLine()) != null) {
   //按行处理读入的文本格式的词典
}
in.close();
```

也可以把词典绝对路径写在 Web 项目的配置文件中。例如在 Solr 的配置文件中指定词典路径：

```
<fieldType name="textSimple" class="solr.TextField" positionIncrementGap="100" >
   <analyzer>
      <tokenizer class="com.lietu.seg.CnTokenizerFactory" dicDir
="C:/apache/apache-solr-3.1.0/example/solr/dic"/>
   </analyzer>
</fieldType>
```

2.3　最长匹配中文分词

中文分词就是对中文断句，这样能消除文字的部分歧义。分出来的词往往来自词表。词典就是现成的词表。例如，《现代汉语大词典》或者一些行业词典。也可以从加工后的语料库得到词表，例如“人民日报语料库”。中文分词最简单的方法是：直接匹配词表，返回词表中最长的词。

如果按句子切分文本，则可以把输入文本预切分成句子。可以使用 java.text.BreakIterator 把文本分成句子。BreakIterator.getSentenceInstance 返回按标点符号的边界切分句子的实例。简单的分成句子的方法是：

```
String stringToExamine = "可那是什么啊？1946 年，卡拉什尼科夫开始设计突击步枪。在这种半自动卡宾枪的基础上设计出一种全自动步枪，并送去参加国家靶场选型试验。样枪称之为 AK-46，即 1946 年式自动步枪。";

//根据中文标点符号切分
BreakIterator boundary = BreakIterator.getSentenceInstance(Locale.CHINESE);
//设置要处理的文本
boundary.setText(stringToExamine);
int start = boundary.first(); //开始位置
for (int end = boundary.next(); end != BreakIterator.DONE;
   start = end, end = boundary.next()) {
```

```
    //输出子串，也就是一个句子
    System.out.println(stringToExamine.substring(start, end));
}
```

程序输出：

```
可那是什么啊?
1946 年，卡拉什尼科夫开始设计突击步枪。
在这种半自动卡宾枪的基础上设计出一种全自动步枪，并送去参加国家靶场选型试验。
样枪称之为 AK-46，即 1946 年式自动步枪。
```

可以模仿 BreakIterator，把分词接口设计成从前往后迭代访问的风格。通过调用 next 方法返回下一个切分位置。

```
public class Segmenter {
    public int next () { //得到下一个词，如果没有则返回-1
        //返回最长匹配词，如果没有匹配上，则按单字切分
    }
}
```

或者直接返回下一个词：

```
Segmenter seg = new Segmenter("大学生活动中心"); //切分文本
String word;
do {
    word = seg.nextWord(); //返回一个词
    System.out.println(word);
} while (word != null);
```

2.3.1 正向最大长度匹配法

假如要切分“印度尼西亚地震”这句话，希望切分出“印度尼西亚”，而不希望切分出“印度”这个词。正向找最长词是正向最大长度匹配的思想。倾向于写更短的词，除非必要，才用长词表述，所以倾向切分出长词。

正向最大长度匹配的分词方法实现起来很简单。每次从词典找和待匹配串前缀最长匹配的词，如果找到匹配词，则把这个词作为切分词，待匹配串减去该词，如果词典中没有词匹配上，则按单字切分。例如，Trie 树结构的词典中包括如下的 8 个词语：

大　大学　大学生　活动　生活　中　中心　心

输入“大学生活动中心”，首先匹配出开头的最长词“大学生”，然后匹配出“活动”，最后匹配出“中心”。切分过程如图 2-6 所示。

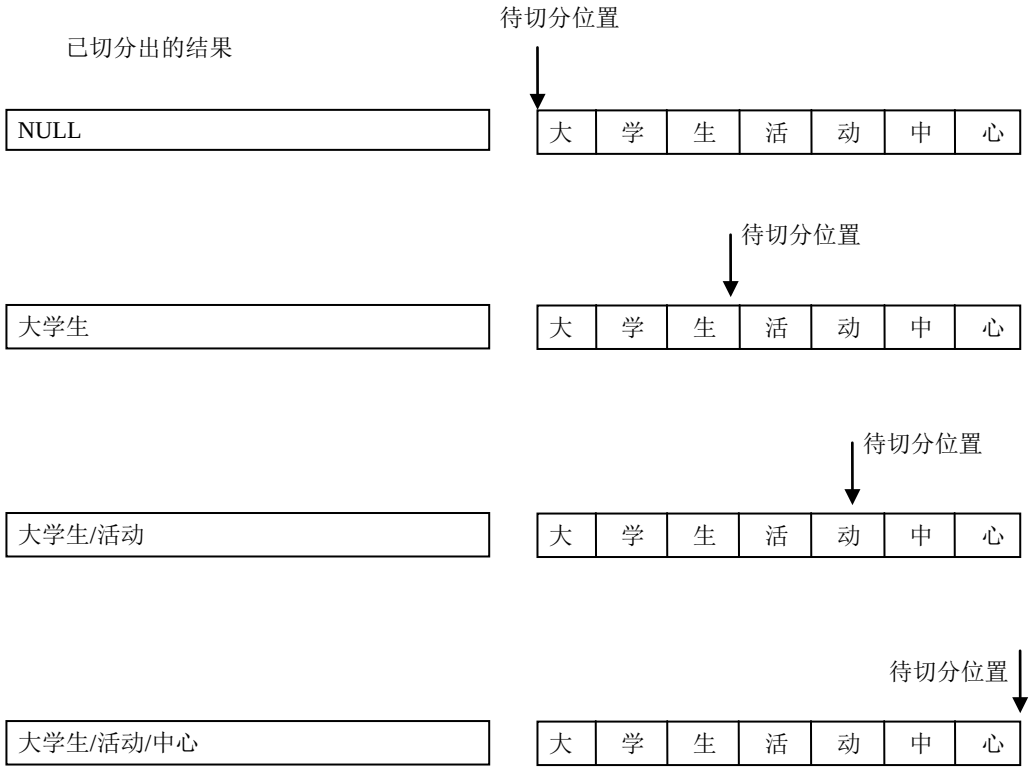


图 2-6　正向最大长度匹配切分过程

最后分词结果为：“大学生/活动/中心”。

在分词类 Segmenter 的构造方法中输入要处理的文本。然后通过 nextWord 方法遍历单词。有个 text 变量记录切分文本。offset 变量记录已经切分到哪里。分词类基本实现如下：

```
public class Segmenter {
   String text = null; //切分文本
   int offset; //已经处理到的位置

   public Segmenter(String text) {
      this.text = text; //更新待切分的文本
      offset = 0; //重置已经处理到的位置
   }

   public String nextWord() { //得到下一个词，如果没有则返回 null
```

```
        //返回最长匹配词，如果没有匹配上，则按单字切分
    }
}
```

为了避免重复加载词典，在这个类的静态方法中加载词典。

```
private static TSTNode root; //根节点是静态的

static {//加载词典
    String fileName = "WordList.txt"; //词典文件名
    try {
        FileReader fileRead = new FileReader(fileName);
        BufferedReader read = new BufferedReader(fileRead);
        String line; //读入的一行
        try {
            while ((line = read.readLine()) != null) { //按行读
                StringTokenizer st = new StringTokenizer(line, "\t");
                String key = st.nextToken(); //得到词
                TSTNode endNode = createNode(key); //创建词对应的结束节点并返回
                //设置这个节点对应的值，也就是把它标记成可以结束的节点
                endNode.nodeValue = key;
            }
        } catch (IOException e) {
            e.printStackTrace();
        }finally {
            read.close(); //关闭读入流
        }
    } catch (FileNotFoundException e) {
        e.printStackTrace();
    } catch (IOException e) {
        e.printStackTrace();
    }
}
```

为了形成平衡的 Trie 树，把词典中的词先排序，排序后为：

中　中心　大　大学 大学生　心　活动　生活

按平衡方式生成的词典 Trie 树如图 2-7 所示，其中双圈表示的节点可以做为匹配终止节点。

在最大长度匹配的分词方法中，需要用到从待切分字符串返回从指定位置（offset）开始的最长匹配词的方法。例如，当输入串是“大学生活动中心”，则返回“大学生”这个词，而不是返回“大”或者“大学”。匹配的过程就好像一条蛇爬上一棵树。例如当 offset=0 时，找最长匹配词的过程如图 2-8 所示。树上有个当前节点，输入字符串有个当前位置。图中用数字标出了匹配过程中第一步、第二步和第三步中当前节点和当前位置分别到了什么位置。

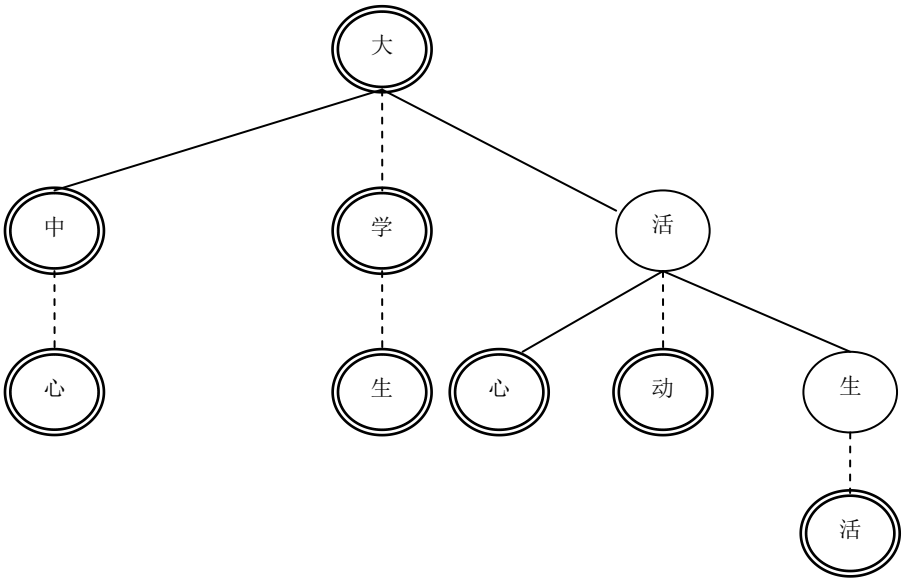


图 2-7　三叉树

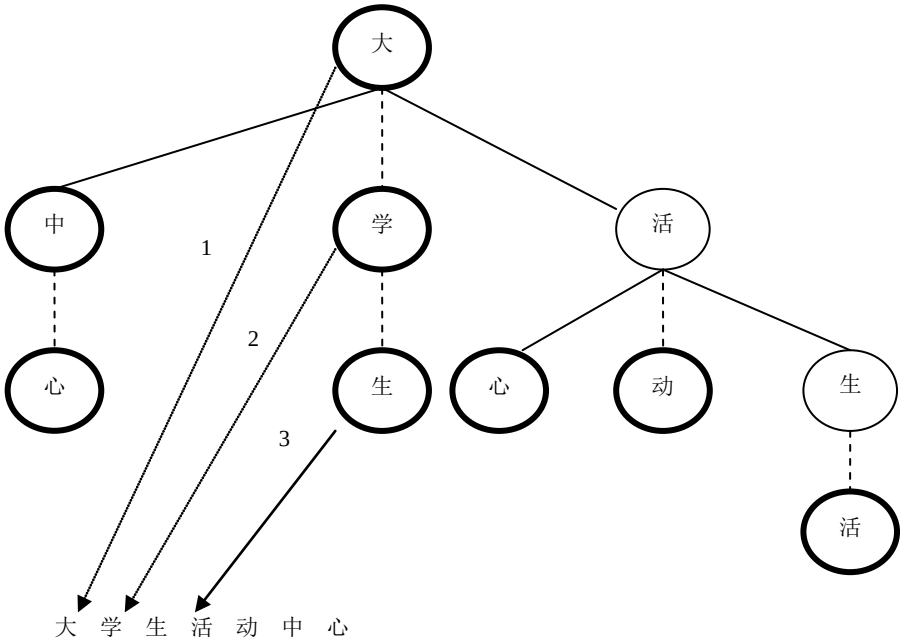


图 2-8　找最长匹配词

从 Trie 树搜索最长匹配单词的方法如下：

```
public String nextWord() { //得到下一个词
   String word = null;  //候选最长词
   if (text == null || root == null) {
      return word;
   }
   if (offset >= text.length()) //已经处理完毕
      return word;
   TSTNode currentNode = root; //从根节点开始
   int charIndex = offset; //待切分字符串的处理开始位置
   while (true) {
      if (currentNode == null) {//已经匹配完毕
         if(word==null){ //没有匹配上，则按单字切分
            word = text.substring(offset,offset+1);
            offset++;
         }
         return word; //返回找到的词
      }
      int charComp = text.charAt(charIndex) - currentNode.splitChar; //比较两个字符

      if (charComp == 0) {
         charIndex++; //找字符串中的下一个字符

         if (currentNode.nodeValue != null) {
            word = currentNode.nodeValue; //候选最长匹配词
            offset = charIndex;  //设置偏移量
         }
         if (charIndex == text.length()) {
            return word; //已经匹配完
         }
         currentNode = currentNode.mid;
      } else if (charComp < 0) {
         currentNode = currentNode.left;
      } else {
         currentNode = currentNode.right;
      }
   }
}
```

测试分词：

```
Segmenter seg = new Segmenter("大学生活动中心"); //切分文本
String word; //保存词
```

```
do {
   word = seg.nextWord(); //返回一个词
   System.out.println(word);  //输出单词
} while (word != null); //直到没有词
```

返回结果：

```
大学生
活动
中心
null
```

可以给定一个字符串，枚举出所有的匹配点。以“大学生活动中心”为例，第一次调用时，offset 是 0，第二次调用时，offset 是 3。因为采用了 Trie 树结构查找单词，所以和用 HashMap 查找单词的方式比较起来，这种实现方法代码更简单，而且切分速度更快。

正向最大长度切分方法虽然容易实现，但是精度不高。以“有意见分歧”这句话为例，正向最大长度切分的结果是：“有意/见/分歧”，逆向最大长度切分的结果是：“有/意见/分歧”。因为倾向于把长词放在后面，所以逆向最大长度切分的精确度稍高。

2.3.2　逆向最大长度匹配法

逆向最大长度匹配法英文叫作 Reverse Directional Maximum Matching Method，或者 Backward Maximum Matching Method。

从输入串的最后一个字往前匹配词典。输入“大学生活动中心”，首先匹配出“中心”，然后匹配出“活动”，最后匹配出“大学生”。切分过程如图 2-9 所示。

正向最大长度匹配使用标准 Trie 树，又叫作前缀树（prefix tree）。逆向最大长度匹配法使用中文后缀树（Suffix tree）。词典树中，最后一个字符放在树的第一层。例如，[大学生]这个词，[生]放在树的第一层。把词倒挂到 Trie 树上，如图 2-10 所示。

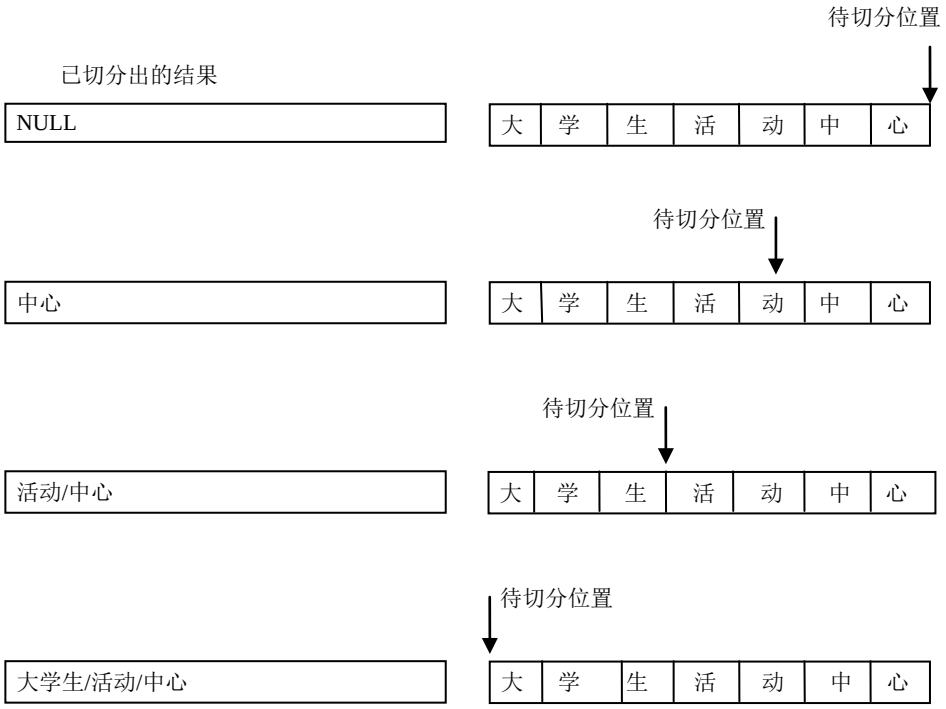


图 2-9　逆向最大长度匹配切分过程

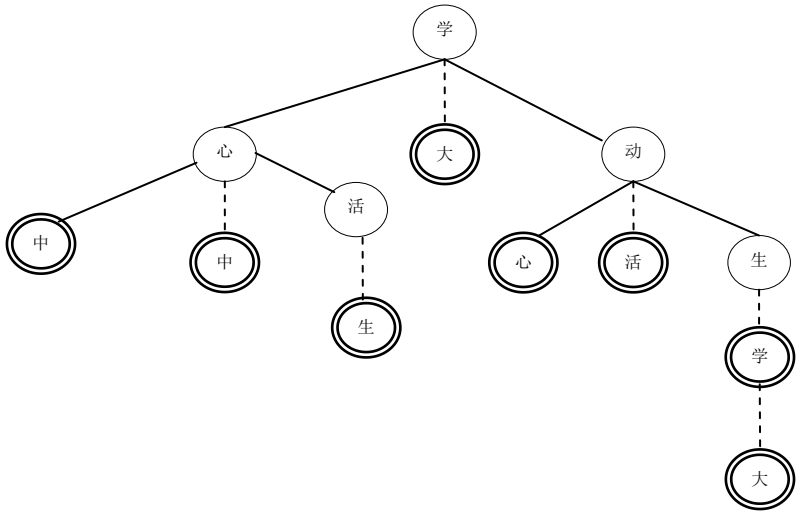


图 2-10　逆 Trie 树词典

从后往前，逐字增加一个词到后缀树。例如“大学生”这个词，首先增加“生”这个字，然后增加“学”这个字，最后增加“大”这个字。首先看下如何从后往前输出一个单词。

```
String input = "大学生";
for (int i = input.length() - 1; i >= 0; i--){ //从最后一个字开始遍历
   System.out.println(input.charAt(i));
}
```

后缀树的 createNode 方法从后往前增加一个词的字符节点，实现如下：

```
//创建一个词相关的节点并返回对应的叶节点
//也就是在后缀树上创建 key 对应的节点。输入的词仍然是正常顺序
public static TSTNode createNode(String key) {
   int charIndex = key.length() - 1; //从 key 的最后一个字符开始作为当前字符放入 Trie 树
   char currentChar = key.charAt(charIndex); //当前要比较的字符
   if (root == null) {
      root = new TSTNode(currentChar);
   }
   TSTNode currentNode = root;
   while (true) {
      //比较词的当前字符与节点的当前字符
      int compa = currentChar - currentNode.splitChar;
      if (compa == 0) { //词中的字符与节点中的字符相等
         charIndex--; //更新位置
         if (charIndex < 0) { //判断是否已经到头了
            return currentNode; //创建完毕，退出循环
         }
         currentChar = key.charAt(charIndex);//更新当前字符
         if (currentNode.mid == null) {//向下的孩子不存在，创建它
            currentNode.mid = new TSTNode(currentChar);
         }
         currentNode = currentNode.mid; //向下找
      } else if (compa < 0) { //词中的字符小于节点中的字符
         if (currentNode.left == null) { //创建左边的节点
            currentNode.left = new TSTNode(currentChar);
         }
         currentNode = currentNode.left; //向左找
      } else { //词中的字符大于节点中的字符
         if (currentNode.right == null) { //创建右边的节点
            currentNode.right = new TSTNode(currentChar);
         }
```

```
            currentNode = currentNode.right; //向右找
        }
    }
}
```

有的词是由一个词根和一个词缀构成的。例如，前缀“老、第、阿”等，后缀有“子、头’等。如：阿姨、老师、帽子、房子。如果相同前缀的词多，则采用正向 Trie 树比较合适，如果相同后缀的词多，则采用逆向 Trie 树比较合适。

逆 Trie 树词典和正向的 Trie 树词典的 creatTSTNode 代码也是对称的。字符位置 charIndex--和 charIndex++是对称的。词的开始位置和结束位置也是对称的。

如果词典中有“心中”和“中”两个词，那么在三叉 trie 树中“中”那个节点下要放两个值？“心中”这个值不作为“中”这个节点的值，而是作为“心”这个节点的值。“心”这个节点是节点“中”的孩子节点。

```
dic.addWord("心中","中心");
dic.addWord("中","中");
```

词典内部的处理方式和 addWord 的参数个数无关。dic.addWord(Sring word){}　这样定义方法就可以了，不需要两个参数。增加一个词的调用方法正确写法如下：

```
dic.addWord("中心");
```

匹配的顺序是从后往前。匹配“大学生活动中心”，先找到[心]这个字符，然后再找到[中]。直到树走到头了，或者遍历完整个句子才返回。

逆向最大长度匹配中查找词典的方法：

```
public String backWord() { //得到下一个词
    String word = null;
    if (text == null || root == null) {
        return word;
    }
    if (offset < 0) return word;

    TSTNode currentNode = root;
    int charIndex = offset;
    while (true) {
        if (currentNode == null) {//已经匹配完毕
            if(word==null){ //没有匹配上，则按单字切分
                word = text.substring(offset,offset+1);
                offset--;
            }
```

```
            return word;
        }
        int charComp = text.charAt(charIndex) - currentNode.splitChar;

        if (charComp == 0) {
            charIndex--;

            if (currentNode.nodeValue != null) {
                word = currentNode.nodeValue; //候选最长匹配词
                offset = charIndex;
            }
            if (charIndex < 0) {
                return word; //已经匹配完
            }
            currentNode = currentNode.mid;
        } else if (charComp < 0) {
            currentNode = currentNode.left;
        } else {
            currentNode = currentNode.right;
        }
    }
}
```

测试查找词的方法：

```
String sentence = "大学生活动中心";

int offset = sentence.length()-1; //从句子的最后一个位置开始往前匹配
char[] ret = dic.matchLong(sentence.toCharArray(), offset);
System.out.print(sentence+" match:"+String.valueOf(ret)); //输出匹配结果：中心
```

计算树中所有节点的数量：

```
protected int numNodes() { //返回树中的节点总数
    return recursiveNodeCalculator(rootNode, 0);
}

/**
 *  递归的方式访问每个节点，计算节点数量
 *
 *@param  currentNode  当前节点
 *@param  numNodes2    目前为止节点的数量
 *@return              本节点及以下节点的节点数量
 */
private int recursiveNodeCalculator(TSTNode currentNode, int numNodes2) {
```

```
    if (currentNode == null) {
        return numNodes2;
    }
    //输入当前节点数 numNodes2，返回新的节点数 numNodes
    int numNodes = recursiveNodeCalculator(currentNode.left, numNodes2);
    //输入当前节点数 numNodes，返回新的节点数 numNodes
    numNodes =   recursiveNodeCalculator(currentNode.mid, numNodes);
    //输入当前节点数 numNodes，返回新的节点数 numNodes
    numNodes =   recursiveNodeCalculator(currentNode.right, numNodes);
    numNodes++;
    return numNodes;
}
```

测试计算节点数量的方法：

```
String dicFile = "WordList.txt"; //中文单词文件
TernarySearchTrie dic=new TernarySearchTrie(dicFile); //根据词典构建 Trie 树
System.out.print(dic.numNodes()); //输出 55893
```

所有的中文单词用逆向方式存储需要 55893 个节点，用正向方式存储需要 55109 个节点。词尾用字比较分散，词首用字比较集中。

如果不考虑相等孩子的节点数，只计算首节点数：

```
protected int headNodes() {
    return recursiveHeadNode(root, 0);
}

private int recursiveHeadNode(TSTNode currentNode, int numNodes2) {
    if (currentNode == null) {
        return numNodes2;
    }
    int numNodes = recursiveHeadNode(currentNode.left, numNodes2);
    numNodes = recursiveHeadNode(currentNode.right, numNodes);
    numNodes++;
    return numNodes;
}
```

逆向 Trie 树首节点数 4029。正向 Trie 树首节点数 4092。词的尾字意义更专一，有更好的消除歧义效果。

在电影《本杰明·巴顿传》中，时间逆转后，在前线阵亡的士兵可以重新返回家乡。逆向做事情，有时候有意想不到的好处。例如：“有意见分歧”这句话，正向最大长度切分的结果是：“有意/见/分歧”，逆向最大长度切分的结果是：“有/意见/分歧”。因为汉语的主干成分

后置，所以逆向最大长度切分的精确度稍高。另外一种最少切分的方法是使每一句中切出的词数最小。

2.3.3　处理未登录串

切分结果中，英文和数字要连在一起，不管这些英文串或者数字串是否在词典中。例如“Twitter 正式发布音乐服务 Twitter#Music”这句话，即使词典中没有“Twitter”这个词，切分出来的结果也应该把 Twitter 合并在一起。另外，对于像[ATM 机]这样英文和汉字混合的词也要合并在一起。

吃苹果时，比发现苹果中有一条虫更糟糕的是，发现里面只有半条虫。如果“007”在词表中，则会把“0078999”这样的数字串切分成多段。为了把一些连续的数字和英文切分到一起，需要区分全数字组成的词和全英文组成的词。如果匹配上了全数字组成的词，则继续往后看还有没有更多的数字。如果匹配上了全英文组成的词，则继续往后看还有没有更多的字母。

匹配数字的方法 matchNumber 实现代码如下。

```
private int matchNumber(String sentence, int offset) {
   int i = offset;
   while (i < sentence.length()) {
      char c = sentence.charAt(i);
      if (c >= '0' && c <= '9') { //碰到是数字的字符
         ++i;
      } else { //碰到不是数字的字符
         return i;
      }
   }
   return i;
}
```

matchEnglish 方法的实现与 matchNumber 类似，所以不再列出。可以把 matchNumber 和 matchEnglish 方法看成是一个简单的有限状态转换（FST）。

匹配数字的有限状态机：

```
Automaton num = BasicAutomata.makeCharRange('0', '9').repeat(1);
num.determinize(); //转换成确定自动机
num.minimize();  //最小化
```

匹配英文单词的有限状态机：

```
Automaton lowerCase = BasicAutomata.makeCharRange('a', 'z');
Automaton upperCase = BasicAutomata.makeCharRange('A', 'Z');
Automaton c = BasicOperations.union(lowerCase, upperCase);
```

```
Automaton english = c.repeat(1);
english.determinize();
english.minimize();
```

设置接收每个字符之后所处的状态。碰到英文类型的字符时，进入 ENGLISH 状态，当处于 ENGLISH 状态时，不切分词。使用有限状态转换 FST 得到一个单词。把这个既能够匹配英文、也能够匹配中文的有限状态转换叫作 FSTNumberEn，实现代码如下：

```
public class FSTNumberEn {
   final static int otherState=1;  //其他状态
   final static int numberState=2;  //数字状态
   final static int englishState=3;  //英文状态
   final static char startChar='0';  //开始字符

   int next[][];  //状态转换表

   //设置状态转移函数
   public void setTrans(int s ,char c ,int t){
      next[s-1][c-startChar] =t;
   }

   public FSTNumberEn (){
      next = new int[3][127]; //3 个状态，127 个字符

      for(int i=(int)'0';i<='9';++i){
         setTrans(numberState,(char)i,numberState);
         setTrans(otherState,(char)i,numberState);
      }

      for(int i=(int)'a';i<='z';++i){
         setTrans(englishState,(char)i,englishState);
         setTrans(otherState,(char)i,englishState);
      }

      for(int i=(int)'A';i<='Z';++i){
         setTrans(englishState,(char)i,englishState);
         setTrans(otherState,(char)i,englishState);
      }
   }

   /**
    * 用有限状态转换匹配英文或者数字串
    * @param text
```

```
     * @param offset
     * @return 返回第一个不是英文或者数字的字符位置
     */
    public int matchNumOrEn(String text,int offset){
       int s = otherState;  //原状态
       int i = offset;
       while (i < text.length()) {
          char c = text.charAt(i);
          int pos = c-startChar;
          if(pos>next[0].length)
             return i;
          int t = next[s-1][pos]; //接收当前字符之后的目标状态
          if (t == 0)  //找到头了
             return i;
          if(s != t && i>offset)
             return i;
          i++;
          s = t;
       }
       return i;
    }
}
```

用自动机并运算来实现这个功能：

```
FSTUnion union = new FSTUnion(fstNum, fstN);
FST numberEnFst = union.union(); // FST 求并集
```

有些词是英文、数字或中文字符中的多种混合成词的，例如：bb 霜、3 室、乐 phone、touch4、mp3、T 恤。以“我买了 bb 霜”为例，切分出来“bb 霜”，因为这是一个普通词，所以本次匹配结束。

如果认为“G2000”是个品牌，不能被分成两个词“G”和“2000”。

```
Automaton lowerCase = BasicAutomata.makeCharRange('a', 'z');
Automaton upperCase = BasicAutomata.makeCharRange('A', 'Z');
Automaton num = BasicAutomata.makeCharRange('0', '9')
Automaton c = BasicOperations.union(lowerCase, upperCase, num).repeat(1);
```

用 BitSet 记录每个可能的切分点。后续按词表分词时，会用到这个 BitSet 来过滤掉一些不可能的切分点。

```
public BitSet endPoints; //可结束点
public BitSet startPoints;//可开始点
```

```
FST fst = FSTFactory.createSimple();
BitSet splitPoints = fst.getSplitPoints(sentence); //找出所有的可切分点

//..找到一个词
if(splitPoints.get(end)){ //检查结束位置是否在切分点上
   //在可切分点上才返回找到的词
}
```

FSTSGraph.seg(String sentence)方法输出原子切分词图和切分点数组。

词典树的一个匹配结果由一个或者多个匹配单元序列组成。匹配单元由 FST 产生的切分点序列所定义。如果“007”在词表中，因为输入串“0078999”中的切分节点约束，所以 dic.matchAll 方法不返回结果。词典树中的 matchAll 方法声明如下：

```
public ArrayList<WordEntry> matchAll(String sentence, int offset, BitSet endPoints)
```

定制切分规则。例如，"test123"作为一个整体不切分开来。

```
public static Automaton getEnName(){
   Automaton b = BasicAutomata.makeCharRange('a', 'z');
   Automaton n = BasicAutomata.makeCharRange('0', '9');
   Automaton nameWord = BasicOperations.concatenate(b.repeat(1), n.repeat());
   nameWord.determinize();
   return nameWord;
}
```

使用它：

```
Automaton enName = AutomatonFactory.getEnName();
FST enNameFST = new FST(enName, PartOfSpeech.n.name());
union = new FSTUnion(union.union(), enNameFST);
```

识别“2016 世界粉末冶金大会”这样的词。

```
Automaton a = BasicAutomata.makeCharRange('0', '9');
Automaton b = a.repeat(4);

Automaton end = BasicAutomata.makeString("世界粉末冶金大会");
Automaton num = BasicOperations.concatenate(b,end);

num.determinize();

FST fst = new FST(num, "org");

String s = "2016 世界粉末冶金大会在哪里开";
int offset = 0;
```

```
Token t = fst.matchLong(s, offset);
System.out.println(t);
[0-9][0-9][0-9][0-9]世界粉末冶金大会
```

2.3.4　开发分词

使用 Java 开发中文分词的基本流程是：首先写好核心的分词类，然后是单元测试类。可以先用少量测试数据验证代码正确性。然后设计词典文件格式。如果用概率的方法开发分词，还需要根据语料库统计相关数据，形成词典文件的最终版本。最后生成 jar 文件，把词典文件和 jar 文件部署到需要的环境。

使用 Ant 把分词代码和词典打包成 seg.jar。编译 utf-8 格式的 Java 文件：

```
<javac encoding="utf-8" srcdir="${src}" destdir="${bin}" classpathref="project.class.path"
target="1.6" source="1.6" />
```

词典位于 seg.jar 中的 dic 目录下：

```
<target name="makeJAR" depends="init,compile">
   <jar destfile="${dist}/${jarfile}">
   <fileset dir="${bin}">
      <include name="**/*.class"/>
 </fileset>
<fileset dir="${base}">
      <include name="dic/"/>
    </fileset>
 </jar>
</target>
```

中文分词总体流程与结构如图 2-8 所示。

简化版本的中文分词切分过程说明如下。

① 生成全切分词图：根据基本词库对句子进行全切分，并且生成一个邻接链表表示的词图。

② 计算最佳切分路径：在这个词图的基础上，运用动态规划算法生成切分最佳路径。

③ 词性标注：可以采用 HMM 方法进行词性标注。

④ 未登录词识别：应用规则识别未登录词。

⑤ 按需要的格式输出结果。

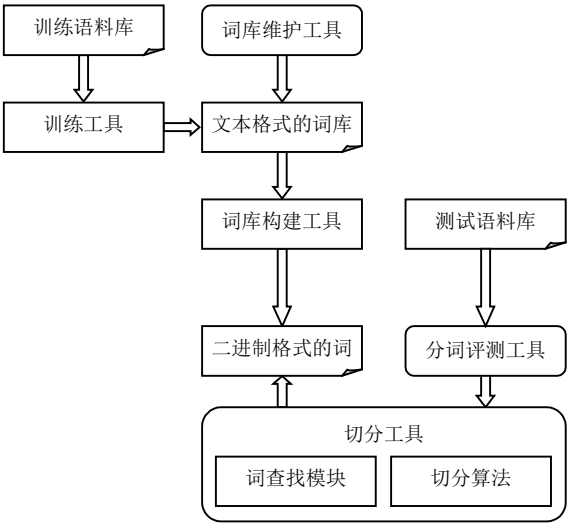


图 2-8　中文分词结构图

复杂版本的中文分词切分过程说明如下。

① 对输入字符串切分成句子：对一段文本进行切分，依次从这段文本中切分出一个句子，然后对这个句子再进行切分。

② 原子切分：对于一个句子的切分，首先是通过原子切分，将整个句子切分成一个个的原子单元（即不可再切分的形式，例如 ATM 这样的英文单词可以看成不可再切分的）。

③ 生成全切分词图：根据基本词库对句子进行全切分，并且生成一个邻接链表表示的词图。

④ 计算最佳切分路径：在这个词图的基础上，运用动态规划算法生成切分最佳路径。

⑤ 未登录词识别：进行中国人名、外国人名、地名、机构名等未登录名词的识别。

⑥ 重新计算最佳切分路径。

⑦ 词性标注：可以采用 HMM 方法或最大熵方法等进行词性标注。

⑧ 根据规则调整切分结果：根据每个分词的词形以及词性进行简单的规则处理，如日期分词的合并。

⑨ 按需要的格式输出结果：例如输出成搜索引擎需要的格式。

2.4　概率语言模型的分词方法

两个词可以组合成一个词的情况叫作组合歧义。例如：“上海/银行”和“上海银行”。最大长度匹配算法无法正确切分组合歧义。例如，会把“请在一米线外等候”错误地切分成“一/米线”而不是“一/米/线”。

对于输入字符串 C“有意见分歧”，有下面两种切分可能：

S_1:　有/　意见/　分歧/

S_2:　有意/　见/　分歧/

这两种切分方法分别叫作 S_1 和 S_2。如何评价这两个切分方案？哪个切分方案更有可能在语料库中出现就选择哪个切分方案。

计算条件概率 $P(S_1|C)$和 $P(S_2|C)$，然后根据 $P(S_1|C)$和 $P(S_2|C)$的值来决定选择 S_1 还是 S_2。

因为联合概率 $P(C,S) = P(S|C)*P(C) = P(C|S)*P(S)$，所以有：

$$P(S \mid C) = \frac{P(C \mid S) \times P(S)}{P(C)}$$

这也叫作贝叶斯公式。$P(C)$是字串在语料库中出现的概率。比如说语料库中有 1 万个句子，其中有一句是 “有意见分歧”，那么 $P(C)$=P（“有意见分歧”）=万分之一。

在贝叶斯公式中 $P(C)$只是一个用来归一化的固定值，所以实际分词时并不需要计算。

从词串恢复到汉字串的概率只有唯一的一种方式，所以 $P(C|S)$=1。因此，比较 $P(S_1|C)$和 $P(S_2|C)$的大小变成比较 $P(S_1)$和 $P(S_2)$的大小。也就是说：

$$\frac{P(S_1 \mid C)}{P(S_2 \mid C)} = \frac{P(S_1)}{P(S_2)}$$

因为 $P(S_1)$=P(有,意见,分歧)> $P(S_2)$=P(有意,见,分歧)，所以选择切分方案 S_1 而不是 S_2。

从统计思想的角度来看，分词问题的输入是一个字串 C=C_1，C_2,…C_n，输出是一个词串 S=W_1,W_2,…,W_m，其中 m<=n。对于一个特定的字符串 C，会有多个切分方案 S 对应，分词的任务就是在这些 S 中找出一个切分方案 S，使得 $P(S|C)$的值最大。$P(S|C)$就是由字符串 C 产生切分 S 的概率。最可能的切分方案

$$\text{BestSeg}(c) = \arg\max_{S \in G} P(S \mid C) = \arg\max_{S \in G} \frac{P(C \mid S)P(S)}{P(C)}$$

$$= \arg\max_{S \in G} P(S) = \arg \max_{w_1, w_2, ..., w_m \in G} P(w_1, w_2, ..., w_m)$$

也就是对输入字符串切分出最有可能的词序列。

这里的 *G* 表示切分词图。待切分字符串 *C* 中的某个子串构成一个词 *W*，把这个词看成是从开始位置 *i* 到结束位置 *j* 的一条有向边。把 *C* 中的每个位置看成点，词看成边，可以得到一个有向图，这个图就是切分词图 *G*。

概率语言模型分词的任务是：在全切分所得的所有结果中求某个切分方案 *S*，使得 *P*(*S*)为最大。那么，如何来表示 *P*(*S*)呢？为了简化计算，假设每个词之间的概率是上下文无关的，则：

$$P(S) = P(w_1, w_2, ..., w_m) \approx P(w_1) \times P(w_2) \times ... \times P(w_m)$$

其中，*P*(*w*)就是词 w 出现在语料库中的概率。例如：

P(S_1) =*P*（有，意见，分歧）≈*P*（有）×*P*（意见）×*P*（分歧）

对于不同的 *S*，*m* 的值是不一样的，一般来说 *m* 越大，*P*(*S*)会越小。也就是说，分出的词越多，概率越小。这符合实际的观察，如最大长度匹配切分往往会使得 *m* 较小。

词表中的词往往很多，分摊到一个词的概率可能很小，所以 *P*(*S*)一般是通过很多小数值的连乘积算出来的。如果一个数太小，可能会向下溢出变成零。例如 0.00000000000000000000000000001，double 类型表示不出如此小的数。因为函数 *y*=log(*x*)，当 *x* 增大，*y* 也会增大，所以是单调递增函数。取 log 后，表示一个小于 1 的正数的精确度加大了。

$$P(S) \approx P(w_1) \times P(w_2) \times ... \times P(w_m) \propto \log P(w_1) + \log P(w_2) + ... + \log P(w_m)$$

这里的∝是正比符号。因为词的概率小于 1，所以取 log 后是负数。最后算 log*P*(*w*)。

计算任意一个词出现的概率如下：

$$P(w_i) = \frac{w_i\text{在语料库中的出现次数}n}{\text{语料库中的总词数}N}$$

因此 $\log P(w_i) = \log(\text{Freq}_w) - \log N$

如果词概率的对数值事前已经算出来了，则结果直接用加法就可以得到 log*P*(*S*)，而加法比乘法速度更快。

这个计算 *P*(*S*)的公式也叫作基于一元概率语言模型的计算公式。这种分词方法简称一元分词。它综合考虑了切分出的词数和词频。一般来说，词数少，词频高的切分方案概率更高。考虑一种特殊的情况：所有词的出现概率相同，则一元分词退化成最少词切分方法。

2.4.1　一元模型

假设语料库的长度是 10000 个词，其中"有"这个词出现了 180 次，则它的出现概率是 0.018。形式化的写法是：*P*(有)=0.018。

词语概率表如表 2-1 所示。

表 2-1　词语概率表

词语	词频	概率
有	180	0.0180
有意	5	0.0005
意见	10	0.0010
见	2	0.0002
分歧	1	0.0001

$$P(S_1) = P(\text{有}) * P(\text{意见}) * P(\text{分歧}) = 1.8 \times 10^{-9}$$

$$P(S_2) = P(\text{有意}) * P(\text{见}) * P(\text{分歧}) = 1 \times 10^{-11}$$

可得 $P(S_1) > P(S_2)$，所以选择 S_1 对应的切分。

为了避免向下溢出，取 log 的计算结果：

$\log P(S_1) = \log P(\text{有}) + \log P(\text{意见}) + \log P(\text{分歧}) = -20.135479172044292$

$\log P(S_2) = \log P(\text{有意}) + \log P(\text{见}) + \log P(\text{分歧}) = -20.72326583694641$

仍然是：$\log P(S_1) > \log P(S_2)$

如何尽快找到概率最大的词串？整个字符串的切分方案，依赖于它的子串的切分方案。这里，BestSeg（有意见分歧）依赖 BestSeg（有意见），而 BestSeg（有意见）依赖 BestSeg（有）和 BestSeg（有意）。

用切分词图中的节点来表示切分子任务。输入字符串的一个位置用一个节点编号表示。例如，String 类中的方法 subString (int start ,int end)，可以把这里的 start 和 end 看成是节点的编号。如果 subString 方法返回的正好是一个词，则 start 是这个词开始节点的编号，end 是这个词结束节点的编号。例如，"有意见分歧".subString (0 ,1)的值是“有”。从节点 0 到节点 1 是“有”这个词。从节点 1 到节点 2 是“意”这个词。

把 BestSeg（有意见分歧）对应的概率叫作节点 5 的概率，简写成 *P*(5)。可以把 *P*(0)到 *P*(5)之间的计算依赖关系用图 2-11 表示。

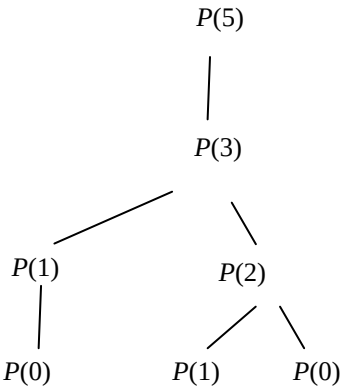


图 2-11　最大概率问题分解图

$P(5) = P(3) * P(分歧)$

$P(3) = \max\{P(1) * P(意见), P(2) * P(见)\}$

$P(2) = \max\{P(1) * P(意), P(0) * P(有意)\}$

$P(1) = P(0) * P(有)$

因为 $P(3)$和 $P(2)$都重复计算了 $P(1)$，所以用动态规划求解，而不用分治法计算。

一个词的开始节点叫作结束节点的前驱节点。某个节点的若干个前驱节点组成一个前驱节点集合。例如，节点 2 的前驱节点集合包括“意”和“有意”两个词。节点 2 的前驱节点集合是{1，0}。

词条长度超过 2 的例子。“印度尼西亚地震了。”这个句子中，节点 5 的前驱节点集合包括“西亚”和“印度尼西亚”两个词。

如果词 W 的结束节点是 Node，就称 W 为 Node 的前驱词。例如，“意”这个词是节点 2 的前驱词，对应的前驱节点是 1。当前节点的概率是这个节点所有可能的前驱节点和前驱词的概率乘积的最大值。

$P(当前节点) = \max\{P(前驱节点) * P(前驱词)\}$

节点 2 的概率有两种可能：

$P(1) * P(意)$和 $P(0) * P(有意)$

因为 $P(0) * P(有意) > P(1) * P(意)$，所以节点 2 的最佳前驱节点是 0。

然后算节点 3,4,5...

$p(3)= p(0) * p(有)*p(意)$这样理解是错误的，节点概率只是两项的乘积。

节点 3 的概率是 $p(2)*p(见)$和 $p(1)*p(意见)$中的最大值。也就是说：

$p(3) = \max(p(2)*p(见), p(1)*p(意见))$

其中：$p(见) = word.freq / N$

$p(0) =1$

$p(1) = p(0) * p(有)$

$p(4) = p(3) * P(分)$

如果按照前面的方法，5 应该在 4 的后头啊 ，而不应该直接就链接到 3 了？5 可以直接就链接到 3，因为有一个长度是 2 的词，字典里面有个“分歧”这个词。

$p(5) = p(3)*P(分歧)$

到节点 $Node_i$ 为止的最大概率称为节点 $Node_i$ 的概率。比如说 $P(S)$最大的概率就是节点 5 的概率。然后写出计算节点概率的循环等式，也就是说当前的节点概率要根据之前的节点概率算出来。一个词就是从开始节点到结束节点所定义的边。如果把一个切分词看成一个标注，分词就是确定标注从哪里开始，在哪里结束。

如果 W_j 的结束节点是 $Node_i$，就称 W_j 为 $Node_i$ 的前驱词。比如上面的例子中，候选词“有”就是节点 1 的前驱词，“意见”和“见”都是节点 3 的前驱词。

节点概率就是找最大的（前驱节点 * 前驱词）概率。例如 $P(Node_5)$的前驱词只有一个“分歧”。所以，$P(Node_3) * P(分歧) = P(Node_5)$

节点 i 的最大概率与节点 i 的前驱词集合有关。节点 i 的前驱词集合定义成 $prev(Node_i)$。$prev(Node_3)$={“意见”,“见”}。

计算节点概率的循环等式：

$$P(Node_i) = P_{\max}(w_1, w_2, ..., w_i) = \max_{w_j \in prev(Node_i)} (P(StartNode(w_j))) * P(w_j)$$

这里的 $StartNode(w_j)$是 w_j 的开始节点，也是节点 i 的前驱节点。

因此切分的最大概率 $\max(P(S))$就是 $P(Node_m)=P(节点 m 的最佳前驱节点)*P(节点 m 的最佳前驱词)$。在动态规划求解的过程中并没有先生成所有可能的切分路径 S_i，而是求出值最大的 $P(S_i)$后，利用回溯的方法直接输出 S_i。前向累积的过程就好像搓麻绳，每搓一段都会打个结。

关键看这个节是怎么打出来的。

按节点编号，从前往后计算如下：

$P(\text{Node}_0)=1$

$P(\text{Node}_1)= P(\text{有})= 0.018$

$P(\text{Node}_2)= \max(P(\text{Node}_1)* P(\text{意}),P(\text{有意}))= 0.0005$

$P(\text{Node}_3)= \max(P(\text{Node}_1)*P(\text{意见}), P(\text{Node}_2)* P(\text{见})) = 0.018*0.001 = 0.000018$

$P(\text{Node}_4)= P(\text{Node}_3)*P(\text{分})$

$P(\text{Node}_5)= P(\text{Node}_3)*P(\text{分歧}) = 0.000018 * 0.0001 = 0.0000000018$

这里，假设“歧”不在词表，所以 $P(\text{歧})=0$。对于这样的零概率，不参与比较。找到每个点的概率后，用什么机制进行切分呢？节点 5 的最佳前驱节点是 3，节点 3 的最佳前驱节点是 1，节点 1 的最佳前驱节点是 0。通过回溯发现最佳切分路径就是先找最后一个节点的最佳前驱节点，然后再找最佳前驱节点的最佳前驱节点，一直找到节点 0 为止。

```
for (int i = 5; i > 0; i = prevNode[i]) { //找最佳前驱节点的最佳前驱节点
   //把节点 i 加入分词节点序列
}
```

切分路径上的节点是从后往前发现的，但是却要从前往后返回结果。所以把结果放入一个双端队列 ArrayDeque 中。首先创建最佳前驱节点数组。

```
String sentence = "有意见分歧"; //待切分句子

int[] prevNode = new int[6]; //最佳前驱节点
```

然后最佳前驱节点中的数据要通过动态规划计算出来，先直接赋值模拟结果：

```
prevNode[1] = 0;
prevNode[2] = 0;
prevNode[3] = 1;
prevNode[4] = 3;
prevNode[5] = 3;
```

根据最佳前驱节点数组输出切分结果的实现代码如下：

```
ArrayDeque<Integer> path = new ArrayDeque<Integer>(); //记录最佳切分路径
//通过回溯发现最佳切分路径
for (int i = 5; i > 0; i = prevNode[i]) { //从右向左找最佳前驱节点
   path.addFirst(i);
}
```

```
//输出结果
int start = 0;
for (Integer end : path) {
   System.out.print(sentence.substring(start, end) + "/ ");
   start = end;
}
```

把求解分词节点序列封装成一个方法：

```
public ArrayDeque<Integer> bestPath() { //根据 prevNode 回溯求解最佳切分路径
   ArrayDeque<Integer> ret = new ArrayDeque<Integer>();
   for (int i = prevNode.length - 1; i > 0; i = prevNode[i]){ //从右向左找前驱节点
      ret.addFirst(i);
   }
   return ret;
}
```

把最佳前驱词数组及其操作方法封装成一个类：

```
public class WordList {
   WordEntry[] bestWords; //最佳前驱词

   public Deque<WordEntry> bestPath() { //根据最佳前驱节点数组回溯求解词序列
      Deque<WordEntry> path = new ArrayDeque<WordEntry>(); //最佳节点序列
      // 从后向前回朔最佳前驱节点
      for (int i = bestWords.length; i > 0; ) {
         WordEntry w = bestWords[i];
         path.push(w);
         i = i - w.word.length();
      }
      return path;
   }
}
```

从另外一个角度来看，计算最大概率等于求切分词图的最短路径。但是这里没有采用 Dijkstra 算法，而采用动态规划的方法求解最短路径。把每个节点计算的结果保存在数组中：

```
int[] prevNode = new int[text.length() + 1];//最佳前驱节点数组
double[] prob = new double[text.length() + 1]; //节点概率
```

为了计算词的概率，需要在词典中保存所有词的总次数，这个值叫作 dic.n。词典返回的 WordEntry 对象中存了词的频率。

```
public class WordEntry{
   public String word; //词
```

```
    public int freq; //词频
}
```

词典的 matchAll 方法返回前驱词集合。例如：“大学生”从最后的位置开始，包括的前驱词集合是{生，学生，大学生}。代码如下：

```
String txt = "大学生";
ArrayList<WordEntry> ret = new ArrayList<WordEntry>(); //存储前驱词集合
int offset = 3;
dic.matchAll(txt, offset, ret); //找字符串指定位置开始的前驱词集合，查找逆 Trie 树词典
```

遍历一个节点的前驱词集合中的每个词找最佳前驱节点的过程如图 2-12 所示。

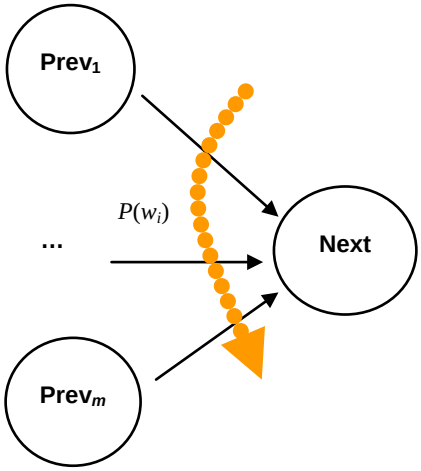


图 2-12　找最佳前驱节点

找节点概率的伪代码如下：

```
遍历节点 i 前驱词的集合 prev(i){
  计算 P(前驱词节点) *  P(前驱词)，也就是候选节点概率
  if(这个候选节点概率是到目前为止最大的节点概率) {
          把这个候选节点概率当作节点概率
          候选节点概率最大的开始节点作为节点 i 的最佳前趋节点
  }
}
```

按节点从左到右找每个节点的最佳前驱节点，计算节点概率的代码如下：

```
//求出每个节点的最佳前驱节点
for (int i = 1; i < prevNode.length; i++){
   double maxProb = minValue; //候选节点概率初始值设为一个很小的负数
   int maxNode = 0; //候选最佳前驱节点
```

```
    //从词典中查找前驱词的集合
    dic.matchAll(text, i - 1,prevWords);

    //根据前驱词集合挑选最佳前趋节点
    for (WordEntry word : prevWords) {
        double wordProb = Math.log(word.freq) - Math.log(dic.n); //单词概率
        int start = i - word.word.length(); //候选前驱节点
        double nodeProb = prob[start] + wordProb;//候选节点概率

        if (nodeProb > maxProb) {//概率最大的算作最佳前趋
            maxNode = start;
            maxProb = nodeProb;
        }
    }

    prob[i] = maxProb;//节点概率
    prevNode[i] = maxNode;//最佳前驱节点
}
```

这里是从前往后正向计算节点概率，除了正向求解，还可以从最后一个位置开始，从后往前逆向求解。

得到最佳前驱节点数组的值以后，再调用 bestPath()方法返回词序列结果。

```
public List<String> bestPath(){ //根据最佳前驱节点数组回溯求解词序列
    Deque<Integer> path = new ArrayDeque<Integer>(); //最佳节点序列
    //从后向前回朔最佳前驱节点
    for (int i = text.length(); i > 0; i = prevNode[i]){
        path.push(i);
    }
    List<String> words = new ArrayList<String>(); //切分出来的词序列
    int start = 0;
    for (Integer end : path) {
        words.add(text.substring(start, end));
        start = end;
    }
    return words;
}
```

把词频信息记录在 WordEntry 类中。

```
public class WordEntry {
    public String word; //词
    public int freq; //词频
}
```

用 Trie 树存词典的类叫作 SuffixTrie。SuffixTrie 相当于 Trie<String,WordEntry>，Trie 树存储的键/值对。键是 String 类型，值是 WordEntry 类型。Trie 树中的可结束节点中保存 WordEntry 类的实例。Segmenter 类用动态规划的方法计算分词。

为了提高性能，对于未登录串不再往回找前驱词，而是从前往后直接合并所有连续的英文或者数字串。

2.4.2 整合基于规则的方法

上面的计算中假设相邻两个词之间是上下文无关的。但实际情况并不如此，例如：如果前面一个词是数词，后面一个词更有可能是量词。如果前后两个词都只有一种词性，则可以利用词之间的搭配信息对分词决策提供帮助。

“菲律宾副总统欲访华为毒贩求情遭中方拒绝”这句话，其中“为毒贩求情”是一个常用的 n 元序列“<p><n><v>”。可以利用这个 3 元词序列避免把这句话错误的切分成“菲律宾 副总统 欲 访 华为 毒贩 求情 遭 中方 拒绝”。

如果匹配上规则，就为匹配上的这几个节点设置最佳前驱节点。

```
RuleSegmenter seg = new RuleSegmenter();
String pattern="<p><n><v>";
seg.addRule(pattern);
String text="为毒贩求情";
ArrayDeque<Integer> path = seg.split(text);
```

除了词类，规则中还可以带普通的词，例如“<adj>的<n>”。

首先用邻接链表实现一元概率切分，然后再把基于规则的方法整合进来。

通过求解最佳后继节点实现一元概率切分的过程：

```
String sentence = "有意见分歧"; //待切分句子

int[] sucNode = new int[6]; //最佳后继节点
//从后往前得到值
sucNode[5] = 0;
sucNode[4] = 5;
sucNode[3] = 5;
sucNode[2] = 3;
sucNode[1] = 3;
sucNode[0] = 1;
```

```
ArrayList<Integer> path = new ArrayList<Integer>();
//通过回溯发现最佳切分路径
//从前往后找最佳后继节点
for (int i = sucNode[0]; i < sentence.length(); i = sucNode[i]) {
   path.add(i);
}
path.add(sentence.length());
//输出结果
int start = 0;
for (Integer end : path) {
   System.out.print(sentence.substring(start, end) + "/ ");
   start = end;
}
```

2.4.3　表示切分词图

为了消除分词中的歧异，提高切分准确度，需要找出输入串中所有可能的词。可以把这些词看成一个切分词图。可以从切分词图中找出一个最有可能的切分方案。

把待切分字符串中的每个位置看成点，候选词看成边，可以根据词典生成一个切分词图。“有意见分歧”这句话的切分词图如图 2-13 所示。

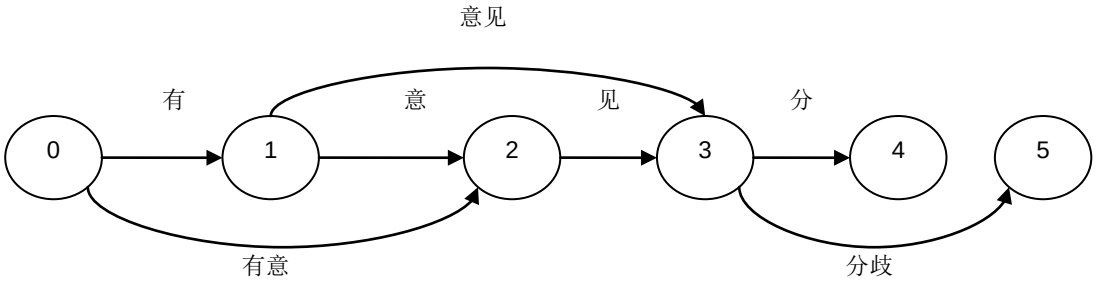


图 2-13　中文分词切分词图

切分词图是一个有向正权重的图。词的概率作为边的权重。在“有意见分歧”的切分词图中：“有”这条边的起点是 0，终点是 1；“有意”这条边的起点是 0，终点是 2；依此类推。切分方案就是从源点 0 到终点 5 之间的路径。存在两条切分路径：

路径 1：　0－1－3－5　　对应切分方案 S_1：　有/　意见/　分歧/

路径 2：　0－2－3－5　　对应切分方案 S_2：　有意/　见/　分歧/

如果选择路径 1 作为切分路径，则{0,1,3,5}是切分节点。还可以把切分节点分成确信节点

和不确信节点。

切分词图中的边都是词典中的词，边的起点和终点分别是词的开始和结束位置。

```
public class CnToken{
   public String termText;//词
   public int start;//词的开始位置
   public int end;//词的结束位置
   public int freq;//词在语料库中出现的频率
   public CnToken(int vertexFrom, int vertexTo, String word) {
      start = vertexFrom;
      end = vertexTo;
      termText = word;
   }
}
```

分词时需要用动态规划的方法计算，需要找到有共同结束位置的词，也就是返回一个节点的所有前驱词集合。例如节点 3 的前驱词集合是：{"见","意见"}。例如图 2-13 表示的切分词图可以用逆邻接表存储成如图 2-14 所示的形式。

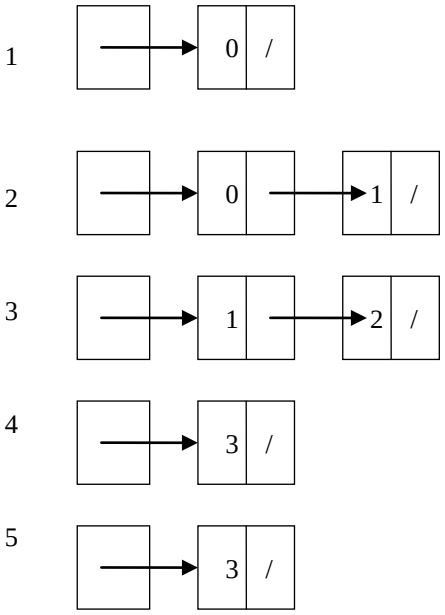


图 2-14　逆邻接表

例如第一个链表和节点 1 相关。第二个链表和节点 2 相关，节点 2 是结束节点，0 表示一

个开始节点，1 表示另外一个开始节点。第二个链表表示“意”和“有意”两个词。

邻接表表示的切分词图由一个链表数组组成。首先实现一个单向链表 TokenLinkedList 类。每个节点保存下一个节点的引用。节点类作为 TokenLinkedList 的内部类：

```
public static class Node { //链表中的节点
   public CnToken item;  //链表中的元素
   public Node next; //记录下一个元素

   Node(CnToken item) { //构造方法
      this.item = item;
      next = null;
   }
}
```

TokenLinkedList 类只需要记录一个头节点。其他的节点通过头节点的引用得到。

```
public class TokenLinkedList {
   public Node head = null; //链表的头

   public void put(CnToken item) { //增加一个词到节点
      Node n = new Node(item); //新建一个节点
      n.next = head; //原来的头节点放在这个新节点后
      head = n; //新节点放在链表头
   }
}
```

队伍排好后，从头开始报数，一直到最后一位。链表形成后，也采用类似的方法遍历其中的元素。TokenLinkedList 的 toString 方法实现了遍历链表中的元素：

```
public String toString() { //输出链表中所有的元素
      StringBuilder buf = new StringBuilder();
      Node cur = head;  //从头开始

      while (cur != null) { //如果当前节点不是空就往下遍历
         buf.append(cur.item.toString());
         buf.append('\t');
         cur = cur.next; //找下一个节点
      }

      return buf.toString();
}
```

这样的遍历方法暴露了链表中的实现细节，需要更好的封装。用一个迭代器封装，这样能

支持 for-each 循环。TokenLinkedList 实现 Iterable<CnToken>接口，实现接口中定义的 iterator 方法。

```
public Iterator<CnToken> iterator() {//迭代器
   return new LinkIterator(head); //传入头节点
}
```

LinkIterator 是一个专门负责迭代的类。

```
private class LinkIterator implements Iterator<CnToken> {  //用于迭代的类
   Node itr;

   public LinkIterator(Node begin) { //构造方法
      itr = begin; //遍历的开始节点
   }

   public boolean hasNext() { //是否还有更多的元素可以遍历
      return itr != null;
   }

   public CnToken next() { //向下遍历
      if (itr == null) {
         throw new NoSuchElementException();
      }
      Node cur = itr;
      itr = itr.next;
      return cur.item;
   }

   public void remove() {
      throw new UnsupportedOperationException(); //不支持这个操作
   }
}
```

迭代器写起来虽然麻烦，但是外部调用方便。为了程序有更好的可维护性，专门写个迭代器是值得的。

测试这个单向链表：

```
CnToken t1 = new CnToken(2, 3, 2.0, "见");  //创建词
CnToken t2 = new CnToken(1, 3, 3.0, "意见");
CnTokenLinkedList tokenList = new CnTokenLinkedList(); //创建单向链表
tokenList.put(t1); //放入候选词
tokenList.put(t2);
for(CnToken t:tokenList){ //遍历链表中的词
```

```
    System.out.println(t);
}
```

在单向链表的基础上形成逆向邻接表：

```
public class AdjList {
    private TokenLinkedList list[];// AdjList 的图结构

    public AdjList(int verticesNum) {  //构造方法：分配空间
        list = new TokenLinkedList[verticesNum];

        //初始化数组中所有的链表
        for (int index = 0; index < verticesNum; index++) {
            list[index] = new TokenLinkedList();
        }
    }

    public int getVerticesNum()   {
        return list.length;
    }

    public void addEdge(CnToken newEdge) { //增加一个边到图中
        list[newEdge.end].put(newEdge);
    }

    //返回一个迭代器，包含以指定点结尾的所有的边
    public Iterator<CnToken> getAdjacencies(int vertex) {
        TokenLinkedList ll = list[vertex];
        if(ll == null)
            return null;
        return ll.iterator();
    }

    public String toString() { //输出逆向邻接表
        StringBuilder temp = new StringBuilder();
        for (int index = 0; index < verticesNum; index++) {
            if(list[index] == null){
                continue;
            }
            temp.append("node:");
            temp.append(index);
            temp.append(": ");
            temp.append(list[index].toString());
            temp.append("\n");
```

```
        }
        return temp.toString();
    }
}
```

测试逆向邻接表：

```
String sentence="有意见分歧";
int len = sentence.length();//字符串长度
AdjList g = new AdjList(len+1);//存储所有被切分的可能的词

//第一个节点结尾的边
g.addEdge(new CnToken(0, 1, 0.0180, "有"));

//第二个节点结尾的边
g.addEdge(new CnToken(0, 2, 0.0005, "有意"));
g.addEdge(new CnToken(1, 2, 0.0100, "意"));

//第三个节点结尾的边
g.addEdge(new CnToken(1, 3, 0.0010, "意见"));
g.addEdge(new CnToken(2, 3, 0.0002, "见"));

//第四个节点结尾的边
g.addEdge(new CnToken(3, 4, 0.0001, "分"));

//第五个节点结尾的边
g.addEdge(new CnToken(3, 5, 0.0001, "分岐"));

System.out.println(g.toString());
```

输出结果：

```
node:0:
node:1: text:有 start:0 end:1 cost:1.0
node:2: text:意 start:1 end:2 cost:1.0   text:有意 start:0 end:2 cost:1.0
node:3: text:见 start:2 end:3 cost:1.0   text:意见 start:1 end:3 cost:1.0
node:4: text:分 start:3 end:4 cost:1.0
node:5: text:分岐 start:3 end:5 cost:1.0
```

切分词图有邻接表和邻接矩阵两种表示方法。同一个节点结束的边可以通过一个一维数组访问。这样的表示方法叫作逆邻接矩阵。

```
public class AdjMatrix { //逆邻接矩阵
    public int verticesNum;
    CnToken adj[][];
```

```
    public AdjMatrix(int verticesNum) { //构造方法：分配空间
        this.verticesNum = verticesNum;
        adj = new CnToken[verticesNum][verticesNum];
        adj[0][0] = new CnToken(0, 0, 0, "Start", null, null);
    }

    public void addEdge(CnToken newEdge) { //加一条边
        adj[newEdge.end][newEdge.start] = newEdge;
    }

    public CnToken getEdge(int start, int end) {
        return adj[end][start];
    }

    public CnToken[] getPrev(int end) { //取得 end 结尾的前驱词
        return adj[end];
    }
}
```

测试方法：

```
String sentence="有意见分歧";
int len = sentence.length();//字符串长度
AdjMatrix g = new AdjMatrix(len + 1);//存储所有被切分的可能的词

//第一个节点结尾的边
g.addEdge(new CnToken(0, 1, 1.0, "有"));

//第二个节点结尾的边
g.addEdge(new CnToken(0, 2, 1.0, "有意"));
g.addEdge(new CnToken(1, 2, 1.0, "意"));

//第三个节点结尾的边
g.addEdge(new CnToken(1, 3, 1.0, "意见"));
g.addEdge(new CnToken(2, 3, 1.0, "见"));

//第四个节点结尾的边
g.addEdge(new CnToken(3, 4, 1.0, "分"));

//第五个节点结尾的边
g.addEdge(new CnToken(3, 5, 1.0, "分歧"));

System.out.println(g.toString());
```

对于切分词图来说，因为开始节点总是比结束节点的位置小，所以实际上不需要用到 *n***n* 的空间。例如 *n*=3 时，所需要的空间如图 2-15 所示。

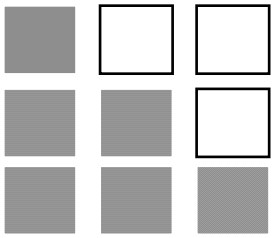


图 2-15　切分词图需要的空间

用一维数组表示，第一个节点使用的长度是 *n*-1，第二个节点使用的长度是 *n*-2，第 i 个节点使用的长度是 *n*-i。这个一维数组的总长度不超过 *n***n*/2。

2.4.4　形成切分词图

词典存放在三叉搜索树中。词典类就是三叉搜索树。其中的 matchAll 方法从词典中找出以某个字符串的前缀开始的所有词。假设“中”、“中华”、“中华人民共和国”这三个词都存在于当前的词典中。则以“中华人民共和国成立了”这个字符串前缀开始的词集合包括这三个词。例如，对于如图 2-15 所示的三叉树，输入“大学生活动中心”，首先匹配出“大”然后匹配出“大学”，最后匹配出“大学生”。就是把三叉树上的信息映射到输入的待切分字符串，可以看成是两个有限状态机求交集的简化版本，输入串看成串行状态序列组成的有限状态机，另外把词典树也看成一个有限状态机。

如果要找出指定位置开始的所有词，把这些词放在动态数组中。因为和最长匹配 matchLong 方法不同，matchAll 方法返回所有的匹配词，所以叫作全匹配。下面是匹配后缀 Trie 树的方法：

```
//输入句子和匹配的开始位置，匹配上的词集合放在 ret
public void matchAll(String sentence, int offset,ArrayList<String> ret) {
   ret.clear(); //清空返回数组中的词
   if ("".equals(sentence) || root == null || offset < 0)
      return;
   TSTNode currentNode = root;
   int charIndex = offset;
   while (true) {
      if (currentNode == null) {
         if(ret.size() == 0) //词典中找不到对应的词，则返回单个字符
            ret.add(sentence.substring(offset,offset+1));
```

```
            return;
        }
        int charComp = sentence.charAt(charIndex) - currentNode.splitChar;

        if (charComp == 0) {
            if (currentNode.data != null) {
                ret.add(currentNode.data) ; //候选最长匹配词
            }
            if (charIndex <= 0) {
                return; //已经匹配完
            }
            charIndex--; //继续往前找
            currentNode = currentNode.eqNode;
        } else if (charComp < 0) {
            currentNode = currentNode.loNode;
        } else {
            currentNode = currentNode.hiNode;
        }
    }
}
```

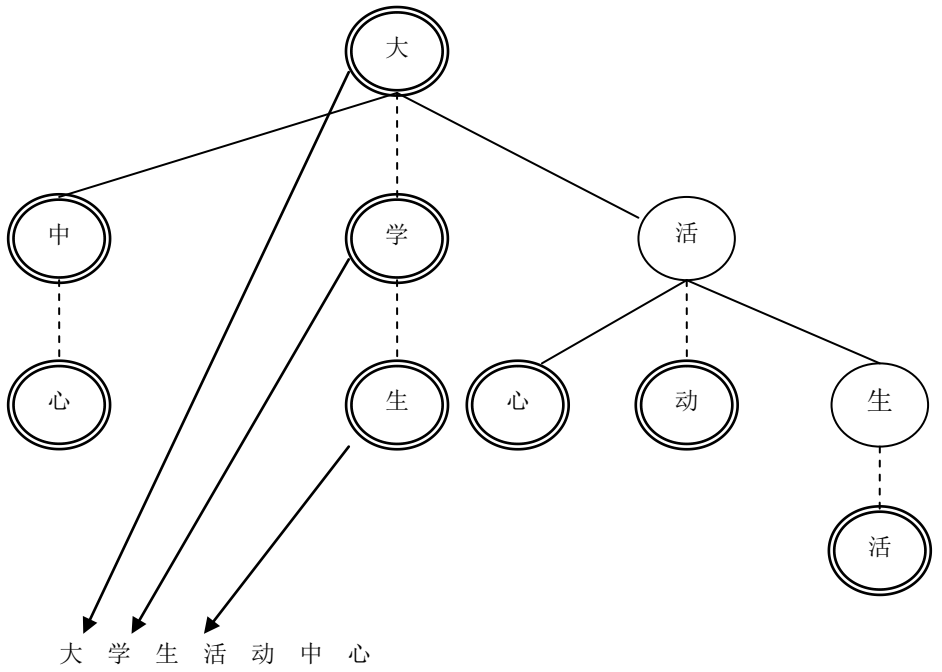


图 2-16　用三叉树全切分字符串

通过查词典形成切分词图的主体过程：

```
for(int i=0;i<len;){
   boolean match = dict.getMatch(sentence, i, wordMatch);//到词典中查询
   if (match) {//已经匹配上
      for (WordEntry word:wordMatch.values) {//把查询到的词作为边加入切分词图中
         j = i+word.length();
         g.addEdge(new CnToken(i, j, word.freq, word.term));
      }
      i=wordMatch.end;
   }else{//把单字作为边加入切分词图中
      j = i+1;
      g.addEdge(new CnToken(i,j,1,sentence.substring(i,j)));
      i=j;
   }
}
```

逆向最大长度匹配是从最后一个字往前匹配的，而全切分词图则从第一个字符往前找前驱词集合。

2.4.5 数据基础

概率分词需要知道哪些是高频词，哪些是低频词。也就是：

$$P(w) = \frac{\text{freq}(w)}{\text{全部词的总次数}}$$

词语概率表是从语料库统计出来的。为了支持统计的中文分词方法，有分词语料库。分词语料库内容样例如下：

出国　中介　不能　做　出境游

从分词语料库加工出人工可以编辑的一元词典。一元词典中存储了一个词的概率。因为一元的英文叫法是 Unigram，所以往往把一元词典类叫作 UnigramDic。UnigramDic.txt 每行一个词及这个词对应的次数，并不存储全部词出现的总次数 totalFreq。totalFreq 通过把所有词的次数加起来实现。UnigramDic.txt 的样本如下：

```
有:180
有意:5
意见:10
见:2
分歧:1
大学生:139
```

```
生活:1671
```

一元词典如图 2-17 所示。

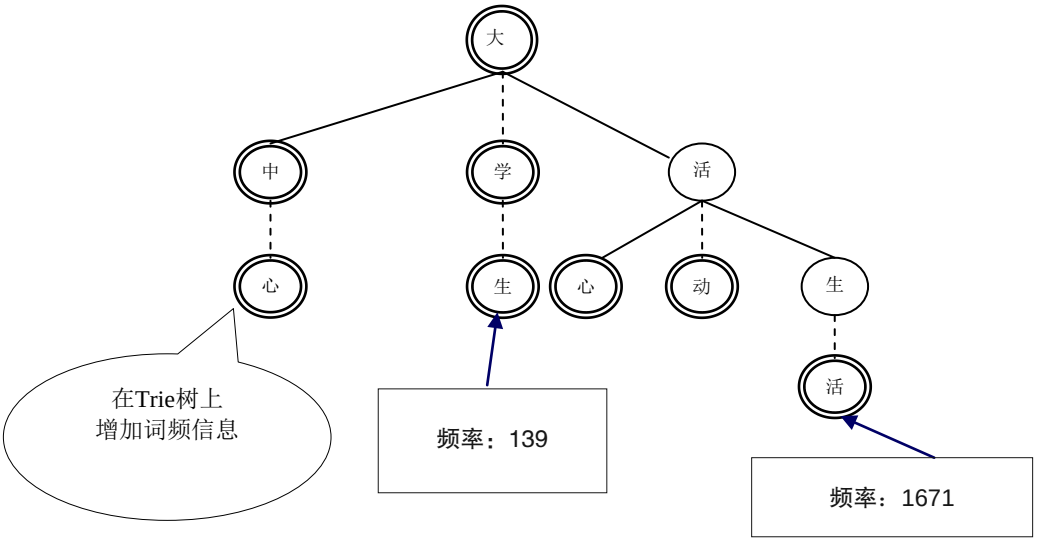


图 2-17　一元词典 Trie 树

根据 UnigramDic.txt 生成词典 Trie 树的主要代码如下：

```
while ( ((line = in.readLine()) != null)) {  //逐行读入词典文本文件
   StringTokenizer st = new StringTokenizer(line,"\t");
   String word = st.nextToken(); //词
   int freq = Integer.parseInt(st.nextToken()); //次数
   addWord(word,freq); //把词加入 Trie 树
   totalFreq += freq; //词的次数加到总次数
}
```

为了快速生成词典树，把词典树的结构保存下来，以后直接根据词典树的结构生成词典树。对树中的每个节点编号，并根据编号存储节点之间的引用关系。第一列是节点的编号，第二列是左边的孩子节点的编号，第三列是中间孩子节点的编号，第四列是右边的孩子节点的编号。最后写入节点本身存储的数据。例如：

```
0#1#2#3#有
1#4#5#6#基
2#7#8#9#道
3#10#11#12#羚
4#13#14#15#决
5#16#17#18#诺
```

采用广度优先的方式遍历树中的每个节点，同时对每个节点编号。没有孩子节点的分支节点编号设置为-1。

```
TSTNode currentNode = rootNode; //从根节点开始遍历树

int currNodeCode = 0; //当前节点编号从0开始
int leftNodeCode; //当前节点的左孩子节点编号
int middleNodeCode; //当前节点的中间孩子节点编号
int rightNodeCode; //当前节点的右孩子节点编号
int tempNodeCode = currNodeCode;

Deque<TSTNode> queueNode = new ArrayDeque<TSTNode>(); //存放节点数据的队列
queueNode.addFirst(currentNode);

Deque<Integer> queueNodeIndex = new ArrayDeque<Integer>();//存放节点编号的队列
queueNodeIndex.addFirst(currNodeCode);

FileWriter filewrite = new FileWriter(filepath);
BufferedWriter writer = new BufferedWriter(filewrite);
StringBuilder lineInfo = new StringBuilder(); //记录每一个节点的行信息

while (!queueNodeIndex.isEmpty()) { //广度优先遍历所有树节点，将其加入至队列中
   currentNode = queueNode.pollFirst(); //取出队列中第一个节点，同时把它从队列删除
   currNodeCode = queueNodeIndex.pollFirst();

   //处理左子节点
   if (currentNode.loNode != null) {
      tempNodeCode++;
      leftNodeCode = tempNodeCode;
      queueNode.addLast(currentNode.loNode);
      queueNodeIndex.addLast(leftNodeCode);
   } else {
      leftNodeCode = -1; //没有左孩子节点
   }

   //处理中间子节点
   if (currentNode.eqNode != null) {
      tempNodeCode++;
      middleNodeCode = tempNodeCode;
      queueNode.addLast(currentNode.eqNode);
      queueNodeIndex.addLast(middleNodeCode);
   } else {
```

```
        middleNodeCode = -1; //没有中间的孩子节点
    }

    //处理右子节点
    if (currentNode.hiNode != null) {
        tempNodeCode++;
        rightNodeCode = tempNodeCode;
        queueNode.addLast(currentNode.hiNode);
        queueNodeIndex.addLast(rightNodeCode);
    } else {
        rightNodeCode = -1; //没有右边的孩子节点
    }

    lineInfo.delete(0, lineInfo.length());

    lineInfo.append(Integer.toString(currNodeCode) + "#"); //写入当前节点的编号
    lineInfo.append(Integer.toString(leftNodeCode) + "#"); //写入左孩子节点的编号
    lineInfo.append(Integer.toString(middleNodeCode) + "#");//写入中孩子节点的编号
    lineInfo.append(Integer.toString(rightNodeCode) + "#");//写入右孩子节点的编号

    lineInfo.append(currentNode.splitChar); //    写入当前节点的分隔字符
    lineInfo.append("\r\n"); //一个节点的信息写入完毕

    writer.write(lineInfo.toString());
}

writer.close();
filewrite.close();
```

因为当前节点要指向后续节点，所以一开始就预先创建出来所有的节点，然后再逐个填充每个节点中的内容并搭建起当前节点和孩子节点之间的引用关系。读入树结构的代码如下：

```
TSTNode[] nodeList = new TSTNode[nodeCount]; //首先创建出节点数组

//一开始就预先创建出来所有的节点
for (int i = 0; i < nodeList.length; ++i) {
    nodeList[i] = new TSTNode();
}

while ((lineInfo = reader.readLine()) != null) { //读入一个节点相关的信息
    StringTokenizer st = new StringTokenizer(lineInfo, "#"); //#分隔

    int currNodeIndex = Integer.parseInt(st.nextToken()); //获得当前节点编号
```

```
   int leftNodeIndex = Integer.parseInt(st.nextToken()); //获得左子节点编号
   int middleNodeIndex = Integer.parseInt(st.nextToken()); //获得中子节点编号
   int rightNodeIndex = Integer.parseInt(st.nextToken()); //获得右子节点编号

   TSTNode currentNode = nodeList[currNodeIndex]; //获得当前节点
   if (leftNodeIndex >= 0) { //从节点数组中取得当前节点的左孩子节点
      currentNode.loNode = nodeList[leftNodeIndex];
   }

   if (middleNodeIndex >= 0) { //从节点数组中取得当前节点的中孩子节点
      currentNode.eqNode = nodeList[middleNodeIndex];
   }

   if (rightNodeIndex >= 0) { //从节点数组中取得当前节点的右孩子节点
      currentNode.hiNode = nodeList[rightNodeIndex];
   }

   char splitChar = st.nextToken().charAt(0); //获取 splitchar 值
   currentNode.splitChar = splitChar; //设置 splitchar 值
}
```

或者首先创建叶节点，然后再往上创建，最后直到根节点。实际中，使用二进制格式的文件，因为二进制文件比文本文件加载速度更快。生成词典结构的二进制文件 UnigramDic.bin 实现代码如下：

```
public static void compileDic(File file) {
   FileOutputStream file_output = new FileOutputStream(file);
   BufferedOutputStream buffer = new BufferedOutputStream(file_output);
   DataOutputStream data_out = new DataOutputStream(buffer);
   TSTNode currNode = root;
   if (currNode == null)
      return;

   int currNodeNo = 1; /* 当前节点编号 */
   int maxNodeNo = currNodeNo;

   /* 用于存放节点数据的队列 */
   Deque<TSTNode> queueNode = new ArrayDeque<TSTNode>();
   queueNode.addFirst(currNode);

   /* 用于存放节点编号的队列 */
   Deque<Integer> queueNodeIndex = new ArrayDeque<Integer>();
   queueNodeIndex.addFirst(currNodeNo);
```

```
data_out.writeInt(nodeCount); //Trie 树节点总数
data_out.writeDouble(totalFreq); //词频总数

Charset charset = Charset.forName("utf-8");

/* 广度优先遍历所有树节点，将其加入至数组中 */
while (!queueNodeIndex.isEmpty()) {
   /* 取出队列第一个节点 */
   currNode = queueNode.pollFirst();
   currNodeNo = queueNodeIndex.pollFirst();

   /* 处理左子节点 */
   int leftNodeNo = 0; /* 当前节点的左孩子节点编号 */
   if (currNode.left != null) {
      maxNodeNo++;
      leftNodeNo = maxNodeNo;
      queueNode.addLast(currNode.left);
      queueNodeIndex.addLast(leftNodeNo);
   }

   /* 处理中间子节点 */
   int middleNodeNo = 0; /* 当前节点的中间孩子节点编号 */
   if (currNode.mid != null) {
      maxNodeNo++;
      middleNodeNo = maxNodeNo;
      queueNode.addLast(currNode.mid);
      queueNodeIndex.addLast(middleNodeNo);
   }

   /* 处理右子节点 */
   int rightNodeNo = 0; /* 当前节点的右孩子节点编号 */
   if (currNode.right != null) {
      maxNodeNo++;
      rightNodeNo = maxNodeNo;
      queueNode.addLast(currNode.right);
      queueNodeIndex.addLast(rightNodeNo);
   }

   /* 写入本节点的编号信息 */
   data_out.writeInt(currNodeNo);

   /* 写入左孩子节点的编号信息 */
```

```
      data_out.writeInt(leftNodeNo);

      /* 写入中孩子节点的编号信息 */
      data_out.writeInt(middleNodeNo);

      /* 写入右孩子节点的编号信息 */
      data_out.writeInt(rightNodeNo);

      byte[] splitChar = String.valueOf(currNode.splitChar).getBytes("UTF-8");

      /* 记录 byte 数组的长度 */
      data_out.writeInt(splitChar.length);

      /* 写入 splitChar */
      data_out.write(splitChar);

      if (currNode.nodeValue != null) {/* 是结束节点,data 域不为空 */
         CharBuffer cBuffer = CharBuffer.wrap(currNode.nodeValue);
         ByteBuffer bb = charset.encode(cBuffer);

         /* 写入词的长度 */
         data_out.writeInt(bb.limit());
         /* 写入词的内容 */
         for (int i = 0; i < bb.limit(); ++i)
            data_out.write(bb.get(i));
      } else { /* 不是结束节点,data 域为空 */
         data_out.writeInt(0); //写入字符串的长度
      }
   }
   data_out.close();
   file_output.close();
}
```

从二进制文件 UnigramDic.bin 创建 Trie 树。

```
public static void loadBinaryFile(File file) throws IOException {
   Charset charset = Charset.forName("utf-8"); //得到字符集
   InputStream file_input = new FileInputStream(file);

   /* 读取二进制文件 */
   BufferedInputStream buffer = new BufferedInputStream(file_input);
   DataInputStream data_in = new DataInputStream(buffer);

   /* 获取节点 id */
```

```
nodeCount = data_in.readInt();

TSTNode[] nodeList = new TSTNode[nodeCount + 1];
//要预先创建出来所有的节点，因为当前节点要指向后续节点
for (int i = 0; i < nodeList.length; i++) {
   nodeList[i] = new TSTNode();
}

/* 读入词典中词目前词的个数 */
totalFreq = data_in.readDouble();

for (int index = 1;index <= nodeCount;index++) {
   int currNodeIndex = data_in.readInt(); /* 获得当前节点编号 */
   int leftNodeIndex = data_in.readInt(); /* 获得当前节点左子节点编号 */
   int middleNodeIndex = data_in.readInt(); /* 获得当前节点中子节点编号 */
   int rightNodeIndex = data_in.readInt(); /* 获得当前节点右子节点编号 */

   TSTNode currentNode = nodeList[currNodeIndex]; //获得当前节点
   /* 获取 splitchar 值 */
   int length = data_in.readInt();
   byte[] bytebuff = new byte[length];
   data_in.read(bytebuff);
   currentNode.splitChar =
               charset.decode(ByteBuffer.wrap(bytebuff)).charAt(0);
   //获取字典中词的内容
   length = data_in.readInt();
   /* 如果 data 域不为空则填充数据域 */
   if (length > 0) {
      bytebuff = new byte[length];
      data_in.read(bytebuff);
      String key = new String(bytebuff, "UTF-8"); /* 记录每一个词语 */
      currentNode.nodeValue = key;
   }

   /* 生成树节点之间的对应关系，左、中、右子树 */
   if (leftNodeIndex >= 0) {
      currentNode.left = nodeList[leftNodeIndex];
   }

   if (middleNodeIndex >= 0) {
      currentNode.mid = nodeList[middleNodeIndex];
   }
```

```
      if (rightNodeIndex >= 0) {
         currentNode.right = nodeList[rightNodeIndex];
      }
   }

   data_in.close();
   buffer.close();
   file_input.close();

   root = nodeList[1]; //设置根节点
}
```

二进制格式的词典文件中保存词的概率取对数后的值，而不是词频。所以不会保留词频总数。

```
public class WordEntry {
   public String word; //词
   public double logProb; //词的概率取对数后的值，也就是 log(P(w))
}
```

二进制格式的词典文件首先写入节点总数，然后再写每个节点的信息。

这样一元模型的求节点概率的代码变成：

```
//求出每个节点的最佳前驱节点
for (int i = 1; i < prevNode.length; i++){
   double maxProb = minValue; //候选节点概率初始值设为一个很小的负数
   int maxNode = 0; //候选最佳前驱节点

   //从词典中查找前驱词的集合
   dic.matchAll(text, i - 1,prevWords);

   //根据前驱词集合挑选最佳前趋节点
   for (WordEntry word : prevWords) {
      //词的概率取 log，也就是原来的 Math.log(word.freq) - Math.log(dic.n)
      double wordProb = word.logProb;
      int start = i - word.word.length(); //前驱节点
      double nodeProb = prob[start] + wordProb;//候选节点概率

      if (nodeProb > maxProb) {//概率最大的算作最佳前趋
         maxNode = start;
         maxProb = nodeProb;
      }
   }
```

```
   prob[i] = maxProb;//节点概率
   prevNode[i] = maxNode;//最佳前驱节点
}
```

为了方便在 Web 界面修改词库，可以把词保存到数据库中。创建词表的 SQL 语句如下：

```
create table AI_BASEWORD  (  --基础词
  ID               VARCHAR(20)  not null,  --词 ID
  PARTSPEECH       VARCHAR(20),  --词性
  WORD              VARCHAR(200),  --单词
   FREQ             INT,  --词频
  constraint PK_WORD_BASEWORD primary key (ID)
);
```

从 MySQL 数据库读出词的代码如下：

```
Properties properties = new Properties();
InputStream is=this.getClass().getResourceAsStream("/database.properties");
properties.load(is);
is.close();
String driver = properties.getProperty("driver");//"com.mysql.jdbc.Driver";
String url =
properties.getProperty("url");//"jdbc:mysql://192.168.1.11:3306/seg?useUnicode=true&amp;
characterEncoding=GB2312";
String user = properties.getProperty("user");//"root";
String password = properties.getProperty("password");//"lietu";
Driver drv = (Driver)Class.forName(driver).newInstance();
DriverManager.registerDriver(drv);
Connection con = DriverManager.getConnection(url,user,password);
String sql =("SELECT word, pos, freq FROM AI_basewords");
     Statement stmt = con.createStatement();
     ResultSet rs = stmt.executeQuery(sql);
while (rs.next()){
   String key = rs.getString(1);
   String pos = rs.getString(2);
   int freq = rs.getInt(3);

   addWord(key,pos,freq);  //增加词表到词典树
}
rs.close();
stmt.close();
con.close();
```

总结中文分词的流程与结构如图 2-18 所示。

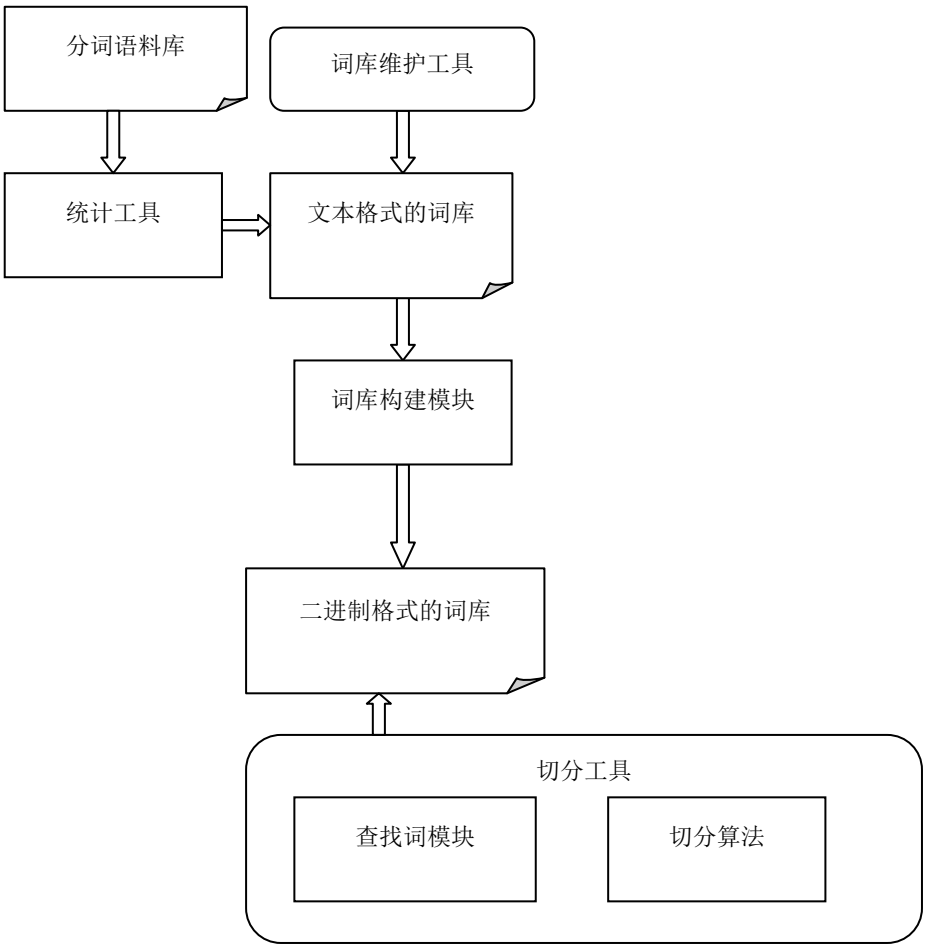


图 2-18　中文分词结构图

把未登录串的识别整合进来，如图 2-19 所示。

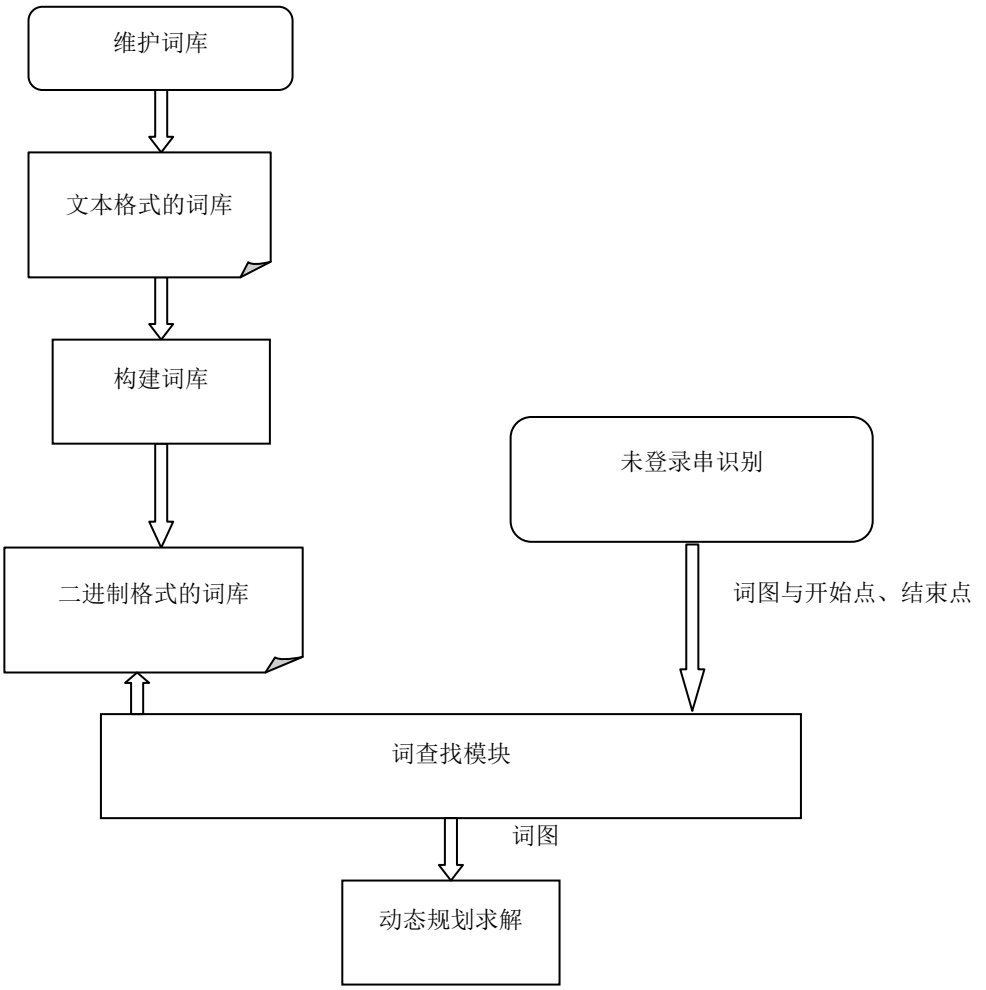


图 2-19　扩展的中文分词结构图

2.4.6　改进一元模型

使用更多的信息来改进一元分词。计算从最佳前驱节点到当前节点的转移概率时，考虑更前面的切分路径。在不改变其他的情况下，用条件概率 $P(w_i|w_{i-1})$的值代替 $P(w_i)$，所以这种方法叫作改进一元分词。

如果用最大似然法估计 $P(w_i|w_{i-1})$的值，则有 $P(w_i|w_{i-1})$ = freq(w_{i-1},w_i) /freq(w_{i-1})。假设在二元词表中 Freq(有,意见)=4，则：

$$P(\text{意见}|\text{有}) \approx \text{freq}(\text{有},\text{意见})/\text{freq}(\text{有})=4/4000=0.001$$

可以从语料库中找出 n 元连接。例如，语料库中存在“北京/ 举行/ 新年/ 音乐会/”。则存在一元连接：北京、举行、新年、音乐会。存在二元连接：北京@举行，举行@新年，新年@音乐会。也可以从语料库统计前后两个词一起出现的次数。

因为数据稀疏导致“意见,分歧”等其他的搭配都没找到。$P(S_1)$和 $P(S_2)$都将是 0，无法通过比较计算结果找到更好的切分方案。这就是零概率问题。

使用 $\text{freq}(w_{i-1},w_i)$ / $\text{freq}(w_{i-1})$来估计 $P(w_i|w_{i-1})$，使用 $\text{freq}(w_{i-2},w_{i-1},w_i)$ /$\text{freq}(w_{i-2},w_{i-1})$来估计 $P(w_i|w_{i-2},w_{i-1})$。因为这里采用了最大似然估计，所以把 $\text{freq}(w_{i-1},w_i)$ /$\text{freq}(w_{i-1})$叫作 $P_{\text{ML}}(w_i|w_{i-1})$。

$$\begin{aligned} P_{li}(w_i \mid w_{i-1}) &= \lambda_1 P_{ML}(w_i) + \lambda_2 P_{ML}(w_i \mid w_{i-1}) \\ &= \lambda_1(\text{freq}(w_i)/N) + \lambda_2(\text{freq}(w_{i-1},w_i)/\text{freq}(w_{i-1})) \end{aligned}$$

这里的 l1+l2=1，而且对所有的 i 来说，li≥0。N 是语料库的长度。

对于 $P_{li}(w_i \mid w_{i-2},w_{i-1})$ 则有：

$$P_{li}(w_i \mid w_{i-2},w_{i-1}) = \lambda_1 P_{\text{ML}}(w_i) + \lambda_2 P_{\text{ML}}(w_i \mid w_{i-1}) + \lambda_3 P_{\text{ML}}(w_i \mid w_{i-2},w_{i-1})$$

这里 l1+l2+l3=1，而且对所有的 i 来说，li≥0。

根据平滑公式计算举例：

$$P'(w_i \mid w_{i-1}) = 0.3P(w_i) + 0.7P(w_i \mid w_{i-1})$$

因此有：

$P(S_1)$ = P(有) * P’(意见|有) * P’(分歧|意见)

= P(有) * (0.3P(意见)+0.7P(意见|有)) * (0.3P(分歧)+0.7P(分歧|意见))

= 0.0180*(0.3*0.001+0.7*0.001)*(0.3*0.0001)

= $5.4*10^{-9}$

$P(S_2)$ = P(有意) * P’(见|有意) * P’(分歧|见)

= P(有意) * (0.3P(见)+0.7P(见|有意)) * (0.3P(分歧)+0.7P(分歧|见))

= 0.0005*(0.3*0.0002) *(0.3*0.0001)

= $9*10^{-13}$

因此：$P(S_1) > P(S_2)$。相对基本的一元模型，改进的一元模型的区分度更好。

到 Node_i 为止的最大概率称为 Node_i 的概率。求解节点概率的循环等式是：

$$P(\text{Node}_i) = P_{\max}(w_1, w_2, ..., w_i) = \max_{w_k \in \text{prev}(\text{Node}_i)} (P(\text{StartNode}(w_k))) * P(w_k \mid \text{BestPrev}(\text{StartNode}(w_k)))$$

如果单词 w_k 的结束节点是 Node_i，就称 w_k 为 Node_i 的前驱词。StartNode(w_k)是 w_k 的开始节点，也是节点 i 的前驱节点。BestPrev(StartNode(w_k))就是 w_k 的开始节点的最佳前驱词。如果要计算一个节点的节点概率，就要把这个结点所有的前驱词都代入 $P(\text{StartNode}(w_k))*P(w_k|\text{BestPrev}(\text{StartNode}(w_k)))$计算一遍，找最大的值作为节点概率，同时记录这个节点的最佳前驱词。S 的最佳切分方案就是节点 m 的最佳前驱词序列。

假设总统和副总统属于同一个竞选团队。总统定好后，同一个领导班子的副总统也确定了。想象在下跳棋，跳 2 次涉及到 3 个位置。二元连接中的前后 2 个词涉及到 3 个节点，分别是一级前驱节点和二级前驱节点。二级前驱节点是一级前驱节点的最佳前驱节点，也就是说，二级前驱节点已经确定了。

把以节点 i 结束的词叫作节点 i 的一级前驱词，一级前驱词的开始节点的一级前驱词叫作节点 i 的二级前驱词。例如，节点 5 的一级前驱词是“分歧”，二级前驱词是“意见”。

根据最佳前驱节点数组可以得到一个节点任意级的最佳前驱词。prevNode[i]就是节点 i 的一级最佳前驱节点，prevNode[prevNode[i]]就是节点 i 的二级最佳前驱节点。

举例说明用动态规划的算法计算改进一元模型的过程：

$P(\text{Node}_1)= P(\text{有})$

$P(\text{Node}_2) = \max(P(\text{有意}), P(\text{Node}_1)*P'(\text{意}|\text{有}))= 0.0005$

$P(\text{Node}_3) = \max(P(\text{Node}_1)*\text{P'}(\text{意见}|\text{有}), \text{P}(\text{Node}_2)*P'(\text{见}|\text{意}))=1.8*10^{-5}$

$P(\text{Node}_5) = P(\text{Node}_3) * P'(\text{分歧}|\text{意见}) = 5.4*10^{-9}$

因为有些词作为开始词的可能性比较大，例如“在那遥远的地方”“在很久以前”，这两个短语都以“在”这个词作为开始词。有些词作为结束词的可能性比较大，例如“从小学计算机”可以作为一个完整的句子来理解，“计算机”这个词作为结束词的可能性比较大。

因此，在实际的 n 元分词过程中，增加虚拟的开始节点(Start)和结束节点(End)，分词过程中考虑 P(在|Start)。因此，如果把“有意见分歧”当成一个完整的输入，分词结果实际是“Start/ 有/　意见/　分歧/　End”。

第一个节点就是虚拟的开始节点，最佳前驱节点是它自己。这样所有的节点都能回溯到任意多的最佳前驱节点。

使用一维数组记录当前节点的最佳前驱节点。

```
WordEntry[] preWords;
```

使用二元语言模型评估切分方案的概率。

动态规划的方法求解最佳切分方案的代码如下：

```
private static final WordEntry startWord = new WordEntry("start", 1000); //开始词
private static final double MIN_PROB = Double.NEGATIVE_INFINITY / 2;
public ArrayDeque<Integer> split(String sentence) { //输入字符串，返回切分方案
   int len = sentence.length() + 1;//字符串长度
   prevNode = new int[len]; //最佳前趋节点数组
   prob = new double[len]; //节点概率数组
   prob[0] = 0;//节点 0 的初始概率是 1,取 log 后是 0
   preWords = new WordEntry[len]; //最佳前驱词数组
   preWords[0] = startWord; //节点 0 的最佳前驱词是开始词

   ArrayList<WordEntry> wordMatch = new ArrayList<WordEntry>(); //记录一个词

   for (int i = 1; i < len; ++i) {   //查找节点 i 的最佳前驱节点
      double maxProb = MIN_PROB;
      int maxPrev = -1;
      WordType preToken = null;

      dic.matchAll(sentence, i - 1, wordMatch);//到词典中查询

      for (WordEntry t1 : wordMatch) { //遍历所有的前驱词，t1 就是 w_i
         int start = i - t1.word.length();
         WordEntry t2 = preWords[start]; //根据一级前驱词找到二级前驱词
         //t2 就是 w_{i-1}
         double wordProb = 0;
         int bigramFreq = getBigramFreq(t2, t1);//从二元词典找二元频率
         wordProb = lambda1 * t1.freq / dic.totalFreq
                  + lambda2 * (bigramFreq / t2.freq);//平滑后的二元概率

         double nodeProb = prob[start] + (Math.log(wordProb)); //侯选节点概率
         if (nodeProb > maxProb){ //概率最大的算作最佳前趋
            maxPrev = start; //新的候选最佳前趋节点
            maxProb = nodeProb; //新的最大概率
            preToken = t1; //新的候选最佳前驱词
         }
      }
```

```
            prob[i] = maxProb; //记录节点 i 的概率
            prevNode[i] = maxPrev; //记录节点 i 的最佳前趋节点
            preWords[i] = preToken; //节点 i 的最佳前驱词
        }
        return bestPath(); //返回最佳切分路径
}
```

改进一元分词切分方法仍然有不足之处，例如，以“从中学到知识”为例。

$P(3) = P(1) * P(\text{中学})$

节点 3 的最佳前驱节点是 1。$P(4)$有如下两种可能：

$P(4) = P(3) * P(\text{到}|\text{中学})$

$P(4) = P(3) * P(\text{到}|\text{学})$

节点 4 的一级最佳前驱节点是 3，节点 4 的二级最佳前驱节点是 2，不是节点 3 的一级最佳前驱节点 1。可以用三元分词来解决这个问题。

一元分词一个自由度，二元分词两个自由度，n 元分词 n 个自由度。

存在基于一元分词的伪二元分词，基于一元分词的伪三元分词，基于二元分词的伪三元分词，基于 m 元分词的伪 n 元分词。

2.4.7 二元词典

往往把二元词典类叫作 BigramDic。把“开始”和“结束”当作两个特殊的词。

```
public class UnigramDic {
    public final static String startWord="0START.0"; //虚拟的开始词
    public final static String endWord="0END.0"; //虚拟的结束词
}
```

0START.0@欢迎　欢迎开始词。

什么@0END.0 什么是一个结束词。

二元词表的格式是“前一个词@后一个词:这两个词组合出现的次数”，例如：

```
中国@北京:100
中国@北海:1
```

二元词表数量很大，至少有几十万条。所以要考虑如何快速查询。需要快速查找前后两个词在语料库中出现的频次。

可以把二元词表看成是基本词表的常用搭配。两个词的搭配到一个整数值的映射关系，可

以用一个 HashMap 表示。

```
public class WordBigram {
   public String left; //左边的词
   public String right; //右边的词

   public WordBigram(String l, String r) {  //构造方法
      left = l;
      right = r;
   }

   @Override
   public int hashCode() { //散列码
      return left.hashCode() ^ right.hashCode();
   }

   @Override
   public boolean equals(Object o) { //判断两个对象是否相等
      if (o instanceof WordBigram) {
         WordBigram that = (WordBigram) o;
         if (that.left.equals(this.left) && that.right.equals(this.right)) {
            return true;
         }
      }
      return false;
   }

   public String toString() { //输出内部状态
      return left + "@" + right;
   }
}
```

键是 WordBigram 类型，而值是整数类型。用一个 HashMap 存取两个词的搭配信息：

```
//存放二元连接及对应的频率
HashMap<WordBigram, Integer> bigrams = new HashMap<WordBigram, Integer>();
//存入一个二元连接及对应的频率
bigrams.put(new WordBigram("中国","北京"), 10);
//获取一个二元连接对应的频率
int freq = bigrams.get(new WordBigram("中国","北京"));
System.out.println(freq); //输出 10
```

或者把相同前缀或者相同后缀的词放在一个小的散列表中。把二元词表看成是一个嵌套的映射。用一个嵌套的散列表表示。

```
HashMap<String,HashMap<String,Integer>> bigrams =
            new HashMap<String,HashMap<String,Integer>>();
HashMap<String,Integer> val = new HashMap<String,Integer>();
val.put("北京", 10);
val.put("上海", 100);
bigrams.put("中国", val);

System.out.println(bigrams.get("中国").get("上海"));//输出 100
```

散列表存储一个 String 对象不止 4 个字节，而 int 4 个字节。为了省内存，给每个词编号，用整数代替。

这里的 HashMap 往往会有空位置，不是最小完美散列。为了节省内存，用折半查找来做，查找排好序的数组。这样省内存。

一种实现方法是：可以在基本词典 Trie 树的可结束结点上再挂一个 Trie 树。但这样占用内存多。

另外一种方法是：给每个词编号，存储整数到整数的编号，用数组完全展开速度最快。如果有 N 个词，则可以通过如下的方法取得某个二元连接的频率。

```
int N = 20000;
int w1=5; //前一个词的编号
int w2=8; //后一个词的编号

int[][] biFreq = new int[N][N];
int freq = biFreq[w1][w2]; //二元连接的频率
```

分词初始化时，先加载基本词表，对每个词编号，然后加载二元词表，只存储词的编号。

二元词频用开放寻址的散列表也是一个方法。两个 int 混合到一起做 key，用 xor 吧。

把搭配信息存放在词典 Trie 树的叶子节点上，可以看成由一个键/值对组成的数组，键是词编号，值是组合频率。用 BigramMap 表示。采用折半查找 BigramMap 中的组合频率。

```
public class BigramMap {
   public int[] keys;//词编号
   public int[] vals;//组合频率
}
```

以存储“大学生,生活”为例，“生活”的词编号是 8，大学生的词编号是 5。假设“大学生,生活”的频率是 3。增加二元连接信息后的词典 Trie 树如图 2-20 所示。

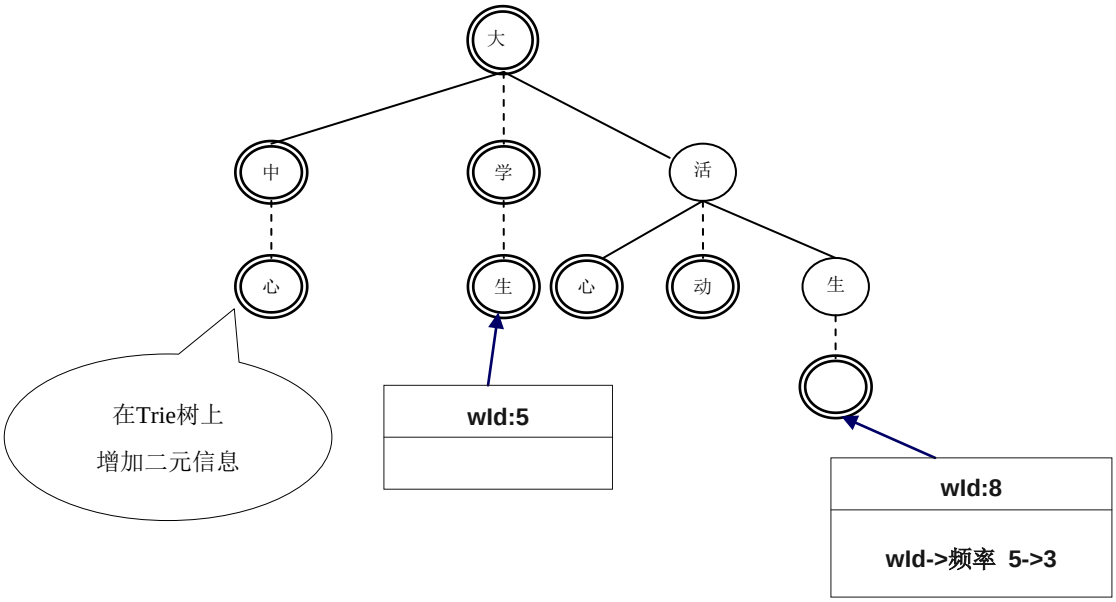


图 2-20　词典 Trie 树

首先加载基本词典，也就是一元词典，构建 Trie 树结构，然后加载二元词典，也就是在 Trie 树结构上挂二元连接信息。

加载基本词典，形成 Trie 树的结构：

```
public TSTNode rootNode;
public double n = 0; //统计词典中总词频
public int id = 1; //存储每一个词的id

public void loadBaseDictionay(String path) throws Exception {
   InputStream file = new FileInputStream(new File(path));
   BufferedReader read = new BufferedReader(new InputStreamReader(file,"GBK"));

   String line = null;
   String pos;
   while ((line = read.readLine()) != null) {
      StringTokenizer st = new StringTokenizer(line, ":");
      String key = st.nextToken(); //单词文本
      pos = st.nextToken();
      byte code = PartOfSpeech.values.get(pos); //词性编码
      int frq = Integer.parseInt(st.nextToken()); //单词频率
```

```
      if (rootNode == null) {
         rootNode = new TSTNode(key.charAt(0));
      }

      TSTNode currentNode = getOrCreateNode(key);

      /* 新增节点 */
      if (currentNode.data == null) {
         WordEntry word = new WordEntry(key);
         /* 给新增加词 id */
         word.biEntry.id = id;
         id++; //增加词编号
         /* 统计同一个词的各种词性及对应频率 */
         word.pos.put(code, frq);
         currentNode.data = word;
      } else {
         /* 统计同一个词的各种词性及对应频率 */
         currentNode.data.pos.put(code, frq);
      }
      n += frq; //统计词典中总词频
   }
}
```

加载二元词典。扫描二元连接词典，在词典 Trie 树中的每个词对应的节点上，加上前缀词编号对应的频率，是一个整数到整数的键/值对。

```
public void loadBigramDictionay(String path) throws Exception {
   String line = null;
   InputStream file = new FileInputStream(new File(path));

   BufferedReader read = new BufferedReader(new InputStreamReader(file,"GBK"));

   String strline = null;
   String prefixKey = null; //前缀词
   String suffixKey = null; //后缀词
   int id = 0; //记录单词的 id
   int frq = 0; //记录单词的频率
   TSTNode prefixNode = null; //前缀节点
   TSTNode suffixNode = null; //后缀节点

   while ((line = read.readLine()) != null) {
      StringTokenizer st = new StringTokenizer(line, ":");
      strline = st.nextToken();
```

```
      //求得@之前的部分
      prefixKey = strline.substring(0, strline.indexOf("@"));
      //求得@之后的部分
      suffixKey = strline.substring(strline.indexOf("@") + 1);

      //寻找后缀节点
      suffixNode = getNode(suffixKey);
      if ((suffixNode == null) || (suffixNode.data == null)) {
         continue;
      }

      // 寻找前缀节点
      prefixNode = getNode(prefixKey);
      if ((prefixNode == null) || (prefixNode.data == null)) {
         continue;
      }

      id = prefixNode.data.biEntry.id; // 记录前缀单词的 id
      frq = Integer.parseInt(st.nextToken()); // 记录二元频率
      suffixNode.data.biEntry.put(id, frq);
   }
}
```

建立好词典后，查找二元频率的过程：

```
//从二元字典中查找上下两个词的频率,如果没有则返回 0
public int getBigramFreq(WordEntry prev, WordEntry next) {
   //从二元信息入口对象中找
   if ((next.biEntry != null) && (prev.biEntry != null))
      int frq = next.biEntry.get(prev.biEntry.id);

   if (frq<0)
      return 0;
   return frq;
}
```

每次都是从根节点找，加载速度慢。所以把这棵树保存到一个文件，以后可以直接从文件生成树。

```
public class BigramDictioanry {
   static final String baseDic = "baseDict.txt"; //基本词典
   static final String bigramDic = "BigramDict.txt"; //二元词典
   static final String dataDic = "BigramTrie.dat"; //二进制文件
}
```

构造方法：

```
public BigramDictioanry(String dicDir) throws Exception {
   java.io.File dataFile = new File(dicDir + dataDic);

   if (!dataFile.exists()) { //先判断二进制文件是否存在，如果不存在则创建该文件
      //加载文本格式的基本词典
      loadBaseDictionay(dicDir+ baseDic);

      //加载二元转移关系字典
      loadBigramDictionay(dicDir+ bigramDic);

      //创建二进制数据文件
      createBinaryDataFile(dataFile);
      }
   } else { //从生成的数组树文件加载词典
      loadBinaryDataFile(dataFile);
   }
}
```

2.4.8　完全二叉树组

如图 5-6 所示的词典 Trie 树的叶节点中存储了词编号和对应的频率。为了节省空间，把键和值都放在一个数组中。可以对数组排好序后，使用折半查找排序后的数组。也可以使用完全二叉树实现更快的查找，如图 2-21 所示。

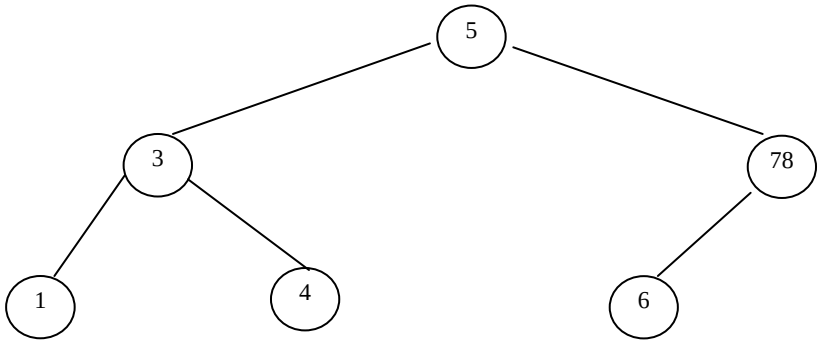


图 2-21　完全二叉树

如图 2-21 所示的完全二叉树放到数组中：{5,3,78,1,4,6}。为什么使用完全二叉树？为了不浪费数组中的空间。数组元素不是正好能构成满树，所以只能是完全二叉树。

数组形式存储的完全二叉树：

```
public class CompleteTree { //完全二叉树
   int[] keys; //词编号
   int[] vals;// 组合频率
}
```

这里的数组 keys 和 vals 中的元素下标一一对应，也就是说 keys[i]和 vals[i]中的值对应，所以叫作平行数组。

根据给定的数组构建完全二叉树数组。

```
public CompleteTree(int[] k, int[] v) {
   buildArray(k, v);
}
```

根据键查询值的过程比折半查找快：

```
public int find(int data) { //查找元素
   int index = 1; //从根节点开始找，根节点编号是 1
   while (index < keys.length) { //该位置不是空
      if (data < keys[index]) { //判断要向左找，还是向右找
         index = index << 1; //左子树
      } else if (data == keys[index]) { //找到了
         return vals[index]; //返回键对应的值
      } else {
         index = (index << 1) + 1; //右子树
      }
   }
   return -1; //没找到
}
```

完全二叉树比折半查找更快。

```
//对键数组排序，同时值数组也参考键数组调整位置
public static void sortArrays(int[] keys, int[] values) {
   int i, j;
   int temp;
   //冒泡法排序
   for (i = 0; i < keys.length - 1; i++) {
      //数组最后面已经排好序，所以逐渐减少循环次数
      for (j = 0; j < keys.length - 1 - i; j++) {
         if (keys[j] > keys[j + 1]) {
            temp = keys[j]; //交换键
            keys[j] = keys[j + 1];
            keys[j + 1] = temp;
```

```
            temp = values[j]; //交换值
            values[j] = values[j + 1];
            values[j + 1] = temp;
         }
      }
   }
}
```

可以先把所有的元素排好序，元素的编号从 0 开始。对于固定数量的元素，都有一个分配模式。也就是说，如果是一个完全树，则左边应该有多少元素，右边应该有多少元素。

当总共有 2 个元素时，选择左边 1 个元素，右边没有，也就是第 1 个元素作为根节点。当总共有 6 个元素时，选择左边 3 个元素，右边 2 个元素，也就是第 3 个元素作为根节点。

首先计算完全二叉树的深度。然后再看最底层节点中有几个在根节点的左边。

```
/**
 * 取得完全二叉搜索树编号
 * @param num 节点数
 * @return 根节点编号
 */
static int getRoot(int num) {
   int n = 1; //计算满二叉树的节点数
   while (n <= num) {
      n = n << 1;
   }
   int m = n >> 1;
   int bottom = num - m + 1;  //底层实际节点总数
   int leftMaxBottom = m >> 1; //假设是满二叉树的情况下，左边节点最大数量
   if (bottom > leftMaxBottom) { //左边已经填满
      bottom = leftMaxBottom;
   }

   int index = bottom; //左边的底层节点数
   if(m>1){ //加上内部的节点数
      index += ((m >> 1) - 1);
   }
   return index;
}
```

例如，对于下面的数据，测试哪一个作为根节点：

```
int[] data ={1,3,4,5,6};
System.out.println(data[getRoot(data.length)]); //输出5
```

把 5 作为根节点，这样才能得到一个完全二叉树，如图 2-22 所示。

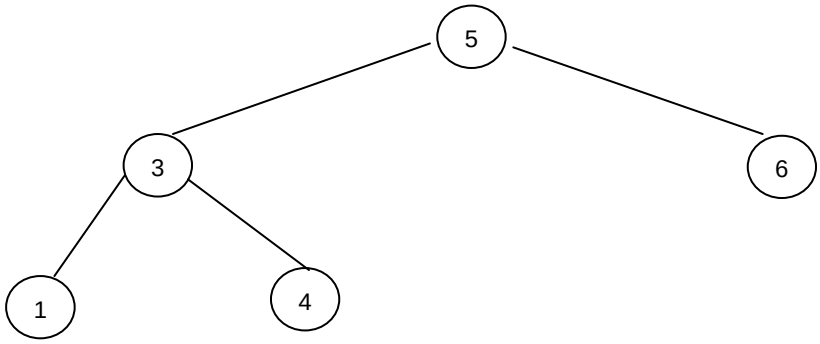


图 2-22　完全二叉搜索树

如果数组 data 中只有 5 个元素，则 data[3]个作为根节点。

完全二叉搜索树的任何一个非叶节点的左子树和右子树也都是完全二叉搜索树。所以对于左边的元素和右边的元素可以不断地调用 getRoot 方法。

如果要把一个已经生成好的链表形式的二叉树转换成数组形式存放。可以采用宽度优先遍历树的方法。要处理的数组范围记录在 Span 类中。

```
static class Span {
   int start; //开始区域
   int end; //结束区域

   public Span(int s, int e) { //构造方法
      start = s;
      end = e;
   }
}
```

构建完全二叉数组的过程类似宽度遍历树。首先把根节点放入队列，然后取出队列中的节点，访问这个节点后，把它左边和右边的孩子节点放入队列。所以采用队列 ArrayDeque 存储要处理的数组范围 Span。构建完全二叉数组的实现代码如下：

```
public void buildArray(int[] keys, int[] values) {
   sortArrays(keys, values); //先对数组排序

   int pos = 0; //已经处理的位置
   this.keys = new int[keys.length]; //完全二叉树数组
```

```
   this.vals = new int[keys.length];
   ArrayDeque<Span> queue = new ArrayDeque<Span>(); //堆栈
   queue.add(new Span(0, keys.length)); //加入数组的整个长度
   while (!queue.isEmpty()) { //如果堆栈中还有元素
      Span current = queue.pop(); //取出元素
      int rootId = CompleteTree.getRoot(current.end - current.start)
            + current.start;
      this.keys[pos] = keys[rootId];
      this.vals[pos] = values[rootId];
      pos++;
      if (rootId > current.start)
         queue.add(new Span(current.start, rootId));
      rootId++;
      if (rootId < current.end)
         queue.add(new Span(rootId, current.end));
   }
}
```

先把同一个条目下的数放到一起，然后再按照方便查找的方式整理。

2.4.9　三元词典

三元分词要查找三元词典。三元词典结构，可以在二元词典上继续改。还是键值对，多套一层。还是 BigramMap 那样，嵌套一层。

BigramMap 里增加一个 IDFreqs[]。

```
public class BigramMap{
   public int[] prevIds; //前缀词 id 集合
   public int[] freqs; //组合频率集合
   public IDFreqs[] prevGrams; //前缀元
   public int id;//词本身的 id
}
```

二级前驱词：

```
public class IDFreqs{
 int[] ids; //词编号
 int[] freqs; //次数
}
```

布隆过滤器存储 *n* 元连接。如果内存放不下，可以把 *n* 元连接存储在 B+树结构的嵌入式数据库中。

2.4.10 *N* 元模型

为了切分更准确，要考虑一个词所处的上下文。例如：“**上海银行**间的拆借利率上升”。因为“银行”后面出现了“间”这个词，所以把“上海银行”分成“上海”和“银行”两个词。

一元分词假设前后两个词的出现概率是相互独立的，但实际不太可能。比如，沙县小吃附近经常有桂林米粉。所以这两个词是正相关。但是很少会有人把“沙县小吃”和“星巴克”相提并论。[羡慕][嫉妒][恨]这三个词有时候会连续出现。切分出来的词序列越通顺，越有可能是正确的切分方案。*N* 元模型使用 *n* 个单词组成的序列来衡量切分方案的合理性。

估计单词 w_1 后出现 w_2 的概率。根据条件概率的定义：

$$P(w_2 \mid w_1) = \frac{P(w_1, w_2)}{P(w_1)}$$

可以得到：$P(w_1,w_2)= P(w_1)P(w_2|w_1)$

同理：$P(w_1,w_2,w_3)= P(w_1,w_2)P(w_3|w_1,w_2)$

所以有：$P(w_1,w_2,w_3)= P(w_1)P(w_2|w_1)P(w_3|w_1,w_2)$

更加一般的形式：

$$P(S)=P(w_1,w_2,...,w_n)= P(w_1)P(w_2|w_1)P(w_3|w_1,w_2)\ldots P(w_n|w_1w_2\ldots w_{n-1})$$

这叫作概率的链规则。其中，$P(w_2|w_1)$表示 w_1 之后出现 w_2 的概率。如果词 w_1 和 w_2 独立出现，则 $P(w_2|w_1)$等价于 $P(w_2)$。

这样需要考虑在 *n*-1 个单词序列后出现的单词 *w* 的概率。直接使用这个公式计算 $P(S)$存在两个致命的缺陷：一个缺陷是参数空间过大，不可能实用化；另外一个缺陷是数据稀疏严重。例如，词汇量(V) = 20,000 时，可能的二元(bigrams)组合数量有 400,000,000 个。可能的三元(trigrams) 组合数量有 8,000,000,000,000 个。可能的四元(4-grams)组合数量有 1.6×10^{17} 个。

为了解决这个问题，我们引入了马尔科夫假设：一个词的出现仅仅依赖于它前面出现的有限的一个或者几个词。

如果简化成一个词的出现仅依赖于它前面出现的一个词，那么就称为二元模型(Bigram)。即：

$$\begin{aligned} P(S) = P(w_1,w_2,...,w_n) &= P(w_1)\ P(w_2|w_1)\ P(w_3|w_1,w_2)\ldots P(w_n|w_1w_2\ldots w_{n-1}) \\ &\approx P(w_1)\ P(w_2|w_1)P(w_3|w_2)\cdots P(w_n|w_{n-1}) \end{aligned}$$

例如：$P(S_1) = P(\text{有})\ P(\text{意见}|\text{有})\ P(\text{分歧}|\text{意见})$

如果简化成一个词的出现仅依赖于它前面出现的两个词，就称之为三元模型(Trigram)。如果一个词的出现不依赖于它前面出现的词，叫作一元模型(Unigram)，也就是已经介绍过的概率语言模型的分词方法。

如果切分方案 S 是 n 个词组成的，那么 $P(w_1)\ P(w_2|w_1)P(w_3|w_2)\cdots P(w_n|w_{n-1})$也是 n 项连乘积。无论采用一元模型还是二元模型或者三元模型都是 n 项连乘积。只不过二元以上模型是条件概率的连乘积。例如：对于切分“有意见分歧”来说，二元模型计算：P(有) P(意见|有) P(分歧|意见)，三元模型计算：P(有) P(意见|有) P(分歧|有,意见)。

因为 $P(w_i|w_{i-1})$ = freq(w_{i-1},w_i) /freq(w_{i-1})，所以二元分词不仅用到二元词典，还需要用到一元词典。

2.4.11　*N* 元分词

二元切分词图简称二元词图，n 元切分词图简称 n 元词图。考虑如何得到二元词图。一个词的开始位置和结束位置组成的节点组合是二元词图中的点。前后两个词的转移概率作为边的权重。

“有意见分歧”这句话中节点的组合有：{0,1}、{0,2}、{1,2}、{1,3}、{2,3}、{3,4}、{3,5}。得到的二元切分词图如图 2-23 所示。

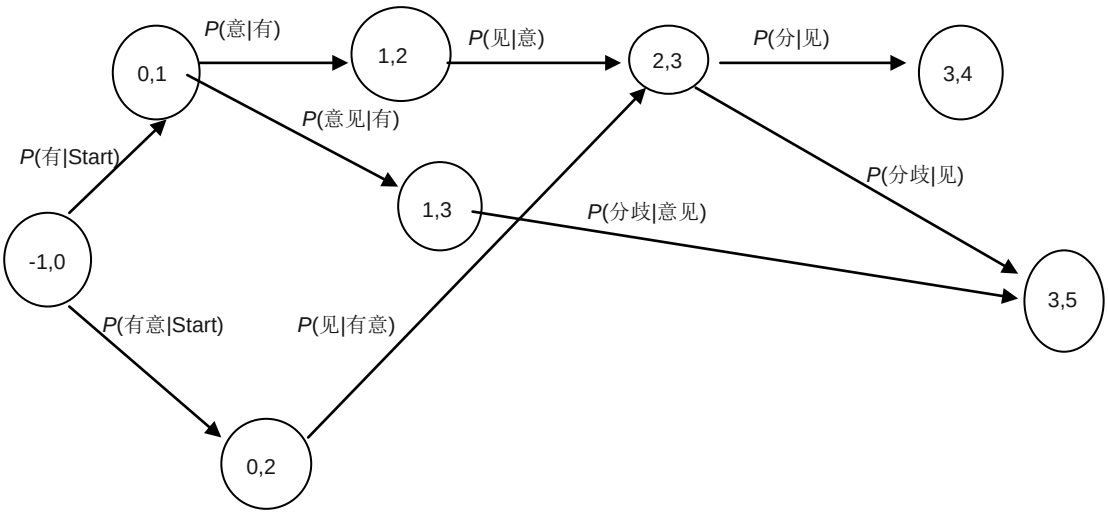


图 2-23　二元词图

切分方案“有/意见/分歧”对应切分路径{-1,0}->{0,1}->{1,3}->{3,5}，也就是对应概率乘积：

P(有|Start)**P*(意见|有)**P*(分歧|意见)。切分方案“有意/见/分歧”对应切分路径{-1,0}->{0,2}->{2,3}->{3,5}，也就是对应概率乘积：*P*(有意|Start) * *P*(见|有意) * *P*(分歧|见)。

这个二元切分词图可以看成是以词为基础的，如图 2-24 所示。

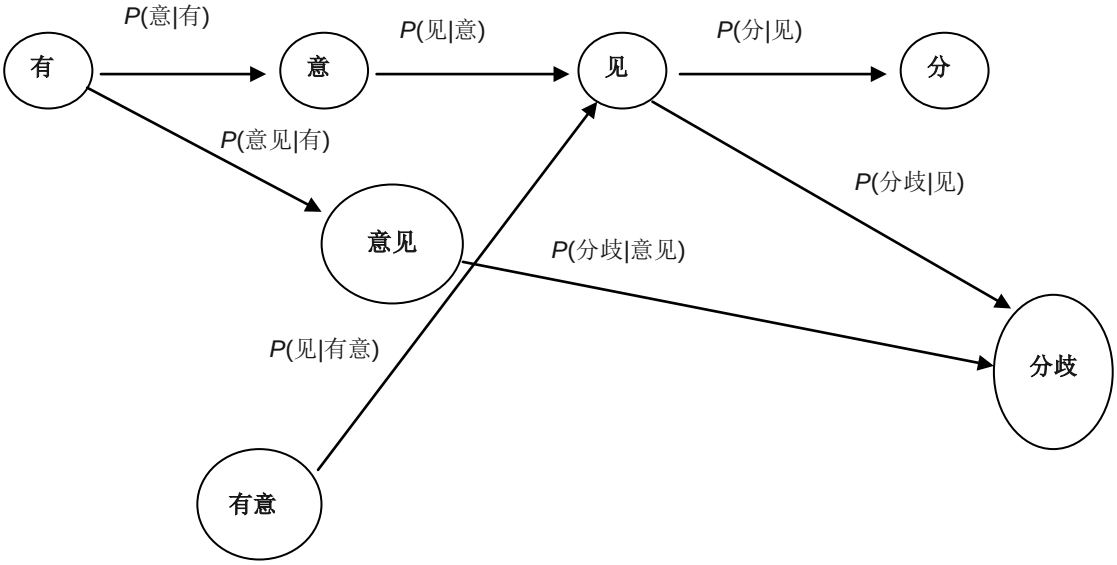


图 2-24　词表示的二元切分词图

相对于改进的一元分词，二元分词在分词路径上有更多的选择。一元分词中的每个节点有最佳前驱节点，而二元分词中的每个节点组合有最佳前驱节点组合。

根据最佳前驱节点找切分路径的 bestPath()方法如下：

```
public ArrayDeque<CnToken> bestPath() {  //根据最佳前驱节点找切分路径
   ArrayDeque<CnToken> seq = new ArrayDeque<CnToken>(); //切分出来的词序列
   //从右向左找最佳前驱节点
   for (CnToken t = endNode.bestPrev; t != startNode; t = t.bestPrev) {
      seq.addFirst(t);
   }
   return seq;
}
```

动态规划找切分路径，从前往后设置每个节点的最佳前驱节点，然后调用 bestPath()方法找切分路径。例子代码如下：

```
Segmenter seg = new Segmenter();
seg.startNode = new CnToken(-1, 0, "start");  //开始词
```

```
CnToken w1 = new CnToken(0,1, "有");  //第一个词
w1.bestPrev = seg.startNode;  //设置第一个词的最佳前驱词

CnToken w2 = new CnToken(1, 3, "意见");  //第二个词
w2.bestPrev = w1;           //设置第二个词的最佳前驱词

CnToken w3 = new CnToken(3, 5, "分歧");  //第三个词
w3.bestPrev = w2;            //设置第三个词的最佳前驱词

seg.endNode = new CnToken(5, 6, "end");  //结束词
seg.endNode.bestPrev = w3;       //设置结束词的最佳前驱词

ArrayDeque<CnToken> words = seg.bestPath();  //找切分路径
for (CnToken word : words) {  //输出分词结果中的每个词
   System.out.print(word.termText + " ");
}
```

为了方便找指定词的前驱词集合，所有的词放入逆邻接链表。二元分词流程：

（1）根据词表中的基本词得到逆邻接链表表示的二元切分词图。

（2）从前往后遍历切分词图中的每个节点，计算这个节点的最佳前驱节点；每个节点都有个节点累积概率，还有前面节点到当前节点的转移概率。计算节点之间的转移概率过程中用到了词的二元转移概率。

（3）从最后一个节点向前找最佳前驱节点，同时把最佳切分词序列记录到队列。队列中的最佳切分词序列就是二元分词结果。

二元分词程序如下：

```
private CnToken startWord;  //开始词
private CnToken endWord;  //结束词

public ArrayDeque<CnToken> split(String sentence) {
   AdjList segGraph = getSegGraph(sentence); //得到逆邻接链表表示的切分词图

   for (CnToken currentWord : segGraph) { //从前往后遍历切分词图中的每个词
      //得到当前词的前驱词集合
      CnTokenLinkedList prevWordList = segGraph
            .prevWordList(currentWord.start);
      double wordProb = Double.NEGATIVE_INFINITY; //侯选词概率
      CnToken minToken = null;
      for (CnToken prevWord : prevWordList) {
```

```
            double currentProb = transProb(prevWord, currentWord)
                  + prevWord.logProb;
            if (currentProb > wordProb) {
               wordProb = currentProb;
               minToken = prevWord;
            }
         }
         currentWord.bestPrev = minToken; //设置当前词的最佳前驱词
         currentWord.logProb = wordProb; //设置当前词的词概率
      }

      ArrayDeque<CnToken> ret = new ArrayDeque<CnToken>();

      //从右向左找最佳前驱节点
      for (CnToken t = endWord; t != startWord; t = t.bestPrev) {
         ret.addFirst(t);
      }
      return ret;
   }
```

其中 transProb 方法计算前一个词转移到后一个词的概率。

```
   //返回前后两个词的转移概率
   private double transProb(CnToken prevWord, CnToken currentWord) {
      //首先得到二元转移次数
      double bigramFreq = getBigramFreq(prevWord.biEntry,currentWord.biEntry);

      if(bigramFreq==0){  //根据词的长短搭配做平滑
         int preLen = prevWord.termText.length();
         int nextLen = currentWord.termText.length();
         if (preLen < nextLen) {
            bigramFreq = 0.01; //短词后接长词分值高
         } else if (preLen == nextLen) {
            bigramFreq = 0.004;  //前后两个词长度一样分值一般
         } else {
            bigramFreq = 0.0001; //长词后接短词分值低
         }
      }

      double wordProb = lamda1 * prevWord.freq / dict.totalFreq + lamda2
            * (bigramFreq / currentWord.freq);//平滑后的二元概率

      return Math.log(wordProb);
   }
```

用图来表示动态规划计算二元分词的过程，如图 2-25、图 2-26 和图 2-27 所示。

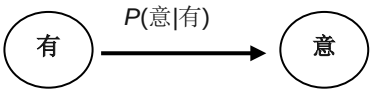


图 2-24

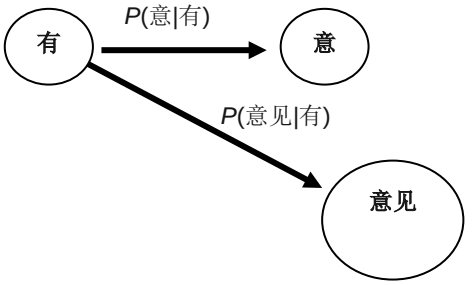


图 2-25　节点“意”的最佳前驱节点是节点“有”
节点“意见”的最佳前驱节点是节点“有”

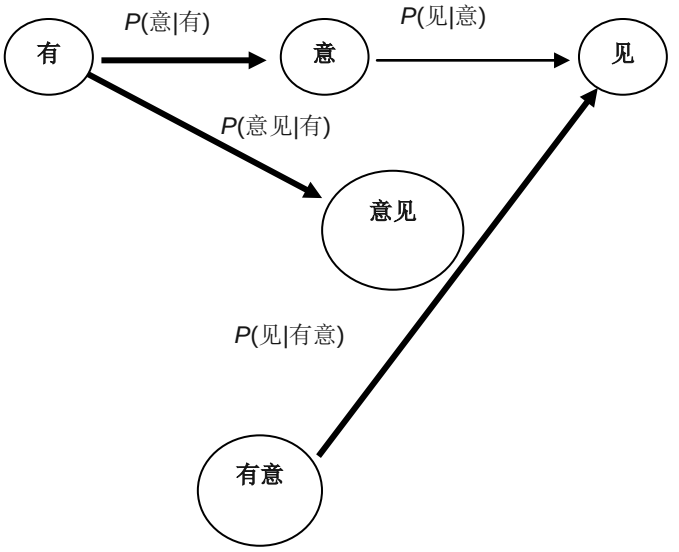


图 2-26　节点“见”的最佳前驱节点是节点“有意”

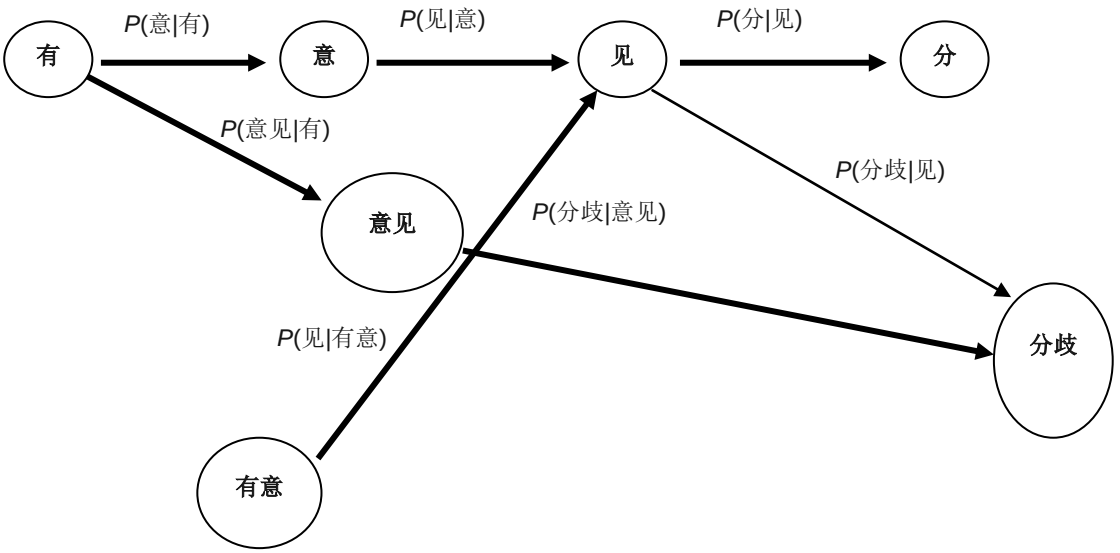


图 2-27　节点“分歧”的最佳前驱节点是节点“意见”

一元分词一个节点，二元分词两个节点组合，*n* 元分词 *n* 个节点组合。如果把词序列的概率看成马尔可夫过程。一元分词看成是一阶马尔可夫过程，计算 *P*(见)看成是节点 2 转移到节点 3 的概率，写成 *P*(2->3)。二元分词看成是二阶马尔可夫过程，计算 *P*(见|意)，看成是节点组合{1,2}转移到节点组合{2,3}的概率，写成 *P*({1,2}->3)。三元分词看成是三阶马尔可夫过程，计算 *P*(见|有,意)，看成是节点组合{0,1,2}转移到节点组合{1,2,3}的概率，写成 *P*({0,1,2}->3)。所有有效的 2 节点组合组成二元词图中的节点，所有有效的 3 节点组合组成三元词图中的节点，依此类推，所有有效的 *n* 节点组合组成 *n* 元词图中的节点。词表示的三元切分图如图 2-28 所示。

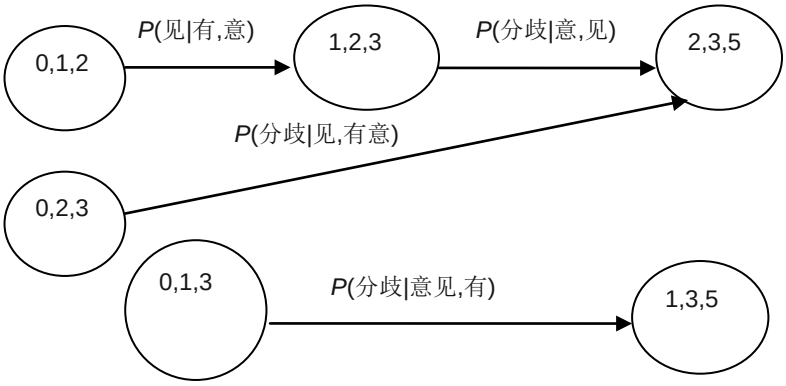


图 2-28　词表示的三元切分词图

三元词图中组合节点{2,3,5}的前驱节点数量是 2，和二元词图中组合节点{2,3}的前驱节点数量是一样的，和一元词图中节点 2 的前驱节点数量也是一样的。组合节点{2,3,5}的前驱节点是{1,2,3}和{0,2,3}，组合节点{2,3}的前驱节点是{1,2}和{0,2}，节点 2 的前驱节点是 1 和 0。

在计算最佳节点序列的过程中，需要根据词或者位置得到节点。可以从切分词图即时生成出节点。如果需要的节点还不存在，就创建这个节点。然后把已经创建的节点缓存起来。

```
HashMap<Node,Node> cache = new HashMap<Node,Node>();  //节点缓存

public Node getNode(int s, int m, int e,double p){  //根据位置得到节点
   Node test = new Node(s,m,e,p);
   Node old = cache.get(test); //看是否已经创建过这个节点
   if(old !=null)
      return old; //如果已经创建过，就返回原来的节点
   //如果还没有创建过，就返回新的节点，并把新节点放入缓存
   cache.put(test, test);
   return test;
}

public Node getNode(CnToken t1, CnToken t2){  //根据前后两个词得到节点
   Node test = new Node(t1,t2);
   Node old = cache.get(test);
   if(old !=null)
      return old;
   cache.put(test, test);
   return test;
}
```

为了方便计算，三元分词设置虚拟结束节点 end@end。待切分句子的概率就是节点 end@end 的概率。三元分词中找最佳节点序列的代码如下：

```
public ArrayDeque<Node> split() { //返回最佳节点序列
   AdjList segGraph = getSegGraph(text); //得到切分词图

   for (Node currentNode : segGraph) { //从前往后遍历切分词图中的每个节点
      //得到当前节点的前驱节点集合
      Node[] prevNodes = segGraph.prevNodeSet(currentNode);
      double nodeProb = minValue; //侯选词概率
      Node minNode = null;
      if (prevNodes == null)
         continue;
      for (Node prevNode : prevNodes) {
         double currentProb = transProb(prevNode, currentNode)
```

```
                + prevNode.nodeProb;
            if (currentProb > nodeProb) {
               nodeProb = currentProb;
               minNode = prevNode;
            }
         }
         currentNode.bestPrev = minNode; //设置当前词的最佳前驱词
         currentNode.nodeProb = nodeProb; //设置当前词的词概率
      }

      ArrayDeque<Node> seq = new ArrayDeque<Node>(); //切分出来的节点序列

      //从右向左找最佳前驱节点
      for (Node t = endNode.bestPrev; t.start > -1; t = t.bestPrev) {
         seq.addFirst(t);
      }
      return seq;
   }
```

如果没有词频这样的信息，仍然可以用词的长度来改进分词。长词后接短词有罚分，而短词后接长词则有加分。前后两个词的长短用二元连接的概率同样的方式处理。

```
static final double lamda1 = 0.5;  //一元概率权重
static final double lamda2 = 0.5;  //二元概率权重

//前后两个词的转移概率
private double transProb(CnToken prevWord, CnToken currentWord) {
   double biProb;  //二元转移概率
   int preLen = prevWord.termText.length();
   int nextLen = currentWord.termText.length();
   if (preLen < nextLen) {
      biProb = 0.2; //短词后接长词分值高
   } else if (preLen == nextLen) {
      biProb = 0.1;  //前后两个词长度一样分值一般
   } else {
      biProb = 0.0001; //长词后接短词分值低
   }

   return lamda1 * prevWord.logProb + lamda2 * Math.log(biProb);
}
```

对于拼音转换等歧义较多的情况下可以采用三元模型，例如：

$$P(\text{设备}\ |\text{电机，制造}) > P(\text{设备}|\text{点击，制造})$$

在自然语言处理中，*N* 元模型可以应用于字符，衡量字符之间的搭配，或者词，衡量词之间的搭配。应用于字符的例子：可以应用于编码识别，将要识别的文本按照 GB 码和 BIG5 码分别识别成不同的汉字串，然后计算其中所有汉字频率的乘积。取乘积大的一种编码。

在实践中用的最多的就是二元和三元了，而且效果很不错。高于四元的用得很少，因为训练它需要更庞大的语料，而且数据稀疏严重，时间复杂度高，精度却提高得不多。

2.4.12　生成语言模型

先有语料库，后有词典文件。如果输入串是“迈向　充满　希望　的　新　世纪”，则返回“迈向@充满”、“充满@希望”、“希望@的”、“的@新”、“新@世纪”5 个二元连接。再加上虚拟的开始词和结束词“0START.0@迈向”和“世纪@0END.0”。

如下的代码找到切分语料库中所有的二元连接串。

```
FileInputStream file = new FileInputStream(new File(fileName));
BufferedReader buffer = new BufferedReader(new InputStreamReader(file,"GBK"));
BufferedWriter result = new BufferedWriter(new FileWriter(resultFile,true));

String line;
while ((line = buffer.readLine()) != null) { //按行处理
   if (line.equals(""))
      continue;
   StringTokenizer st = new StringTokenizer(line," " ); //空格分开

   String prev = st.nextToken(); //取得下一个词
   if(!st.hasMoreTokens())   {
      continue;
   }
   String next = st.nextToken(); //取得下一个词
   if(!st.hasMoreTokens())   {
      continue;
   }
   while (true) {
      String bigramStr = prev + "@" + next; //组成一个二元连接
      result.write(bigramStr); //把二元连接串写到结果文件
      result.write("\r\n");
      if(!st.hasMoreTokens()){ //如果没有更多的词，就退出
         break;
      }
      prev = next; //下一个词作为上一个词
      next = st.nextToken(); //得到下一个词
```

```
   }
}
result.close(); //关闭写入文件
```

因为词是先进先出的，所以一个 *n* 元连接用一个容量是 *n* 的队列表示。一个只有固定长度的队列，当添加一个元素时，队列会溢出成固定大小，它应该自动移除最老的的元素。也就是说这个队列不能保留所有的元素，丢掉最老的元素。例如，实现一个三元连接。

```
CircularQueue q = new CircularQueue(3); //容量是3的队列
q.add("迈向");
q.add("充满");
q.add("希望");
q.add("的");
q.add("新");
q.add("世纪");

Iterator it = q.iterator();
//因为q中只保留了三个词，所以只返回三个词
while (it.hasNext()) {
   Object word = it.next();
   System.out.print(word+" ");
}
```

输出：

```
的 新 世纪
```

统计 *n* 元概率的项目(https://github.com/esbie/ngrams)。

首先从《人民日报切分语料库》得到新闻行业语言模型，然后切分行业文本得到垂直语料库，最后根据垂直语料库统计出垂直语言模型。这样可以提高切分准确度。

2.4.13 评估语言模型

通过困惑度（Perplexity）来衡量语言模型。困惑度是和一个语言事件的不确定性相关的度量。考虑词级别的困惑度。“行”后面可以跟的词有“不行”、“代码”、“善”、“走”。所以“行”的困惑度较高。但有些词不太可能跟在“行”后面，例如“您”、“分”。而有些词的困惑度比较低，例如“康佳”等专有名词，后面往往跟着“彩电”等词。语言模型的困惑度越低越好，相当于有比较强的消除歧义能力。如果从更专业的语料库学习出语言模型，则有可能获得更低的困惑度，因为专业领域中的词搭配更加可预测。

困惑度的定义：

有一些测试数据，n 个句子：$S_1,S_2,S_3,\cdots,S_n$

计算整个测试集 T 的概率：$\log\sum_{i=1}^{n}P(s_i)=\sum_{i=1}^{n}\log P(s_i)$

困惑度 Perplexity(t)=2^{-x}，这里的 $x=\frac{1}{W}\sum_{i=1}^{n}\log P(S_i)$

W 是测试集 T 中的总词数。

困惑度的构想：

假设有个词表 V，其中有 N 个词，形式化的写法是 $N=|V|$。模型预测词表中任何词的概率都是：$P(w)=(1/N)$

很容易计算这种情况下的困惑度是：Perplexity(t)=2^{-x}，这里 $x=\log\frac{1}{N}$

所以 Perplexity(t)=N。困惑度是对有效的分支系数的衡量。

例如，训练集有 3800 万词，来自华尔街日报(WSJ)。词表有 19,979 个词。测试集有 150 万词，也是来自华尔街日报(WSJ)。一元模型的困惑度值是 962，二元模型是 170，三元模型是 109。

2.4.14　概率分词的流程与结构

以二元分词为例，程序执行的流程是：首先构建一元词典，然后在一元词典上增加二元连接，得到最终的二元词典 Trie 树。为了避免重复生成词典树，把二元词典 Trie 树保存成二进制格式。实际分词时，首先加载二进制格式的词典文件，然后得到输入串的切分词图。根据切分词图使用动态规划算法找出最佳切分路径。最后根据最佳切分路径输出词序列。

一般来说，中文分词总体流程与结构如图 2-29 所示。

中文分词切分过程如下。

（1）从整篇文章识别未登录词。

（2）按规则识别英文单词或日期等未登录词。

（3）对输入字符串切分成句子：对一段文本进行切分，首先是依次从这段文本里面切分出一个句子出来，然后再对这个句子进行分词。

（4）生成全切分词图：根据基本词库对句子进行全切分，并且生成一个邻接链表表示的词图。

（5）计算最佳切分路径：在这个词图的基础上，运用动态规划算法生成切分最佳路径。

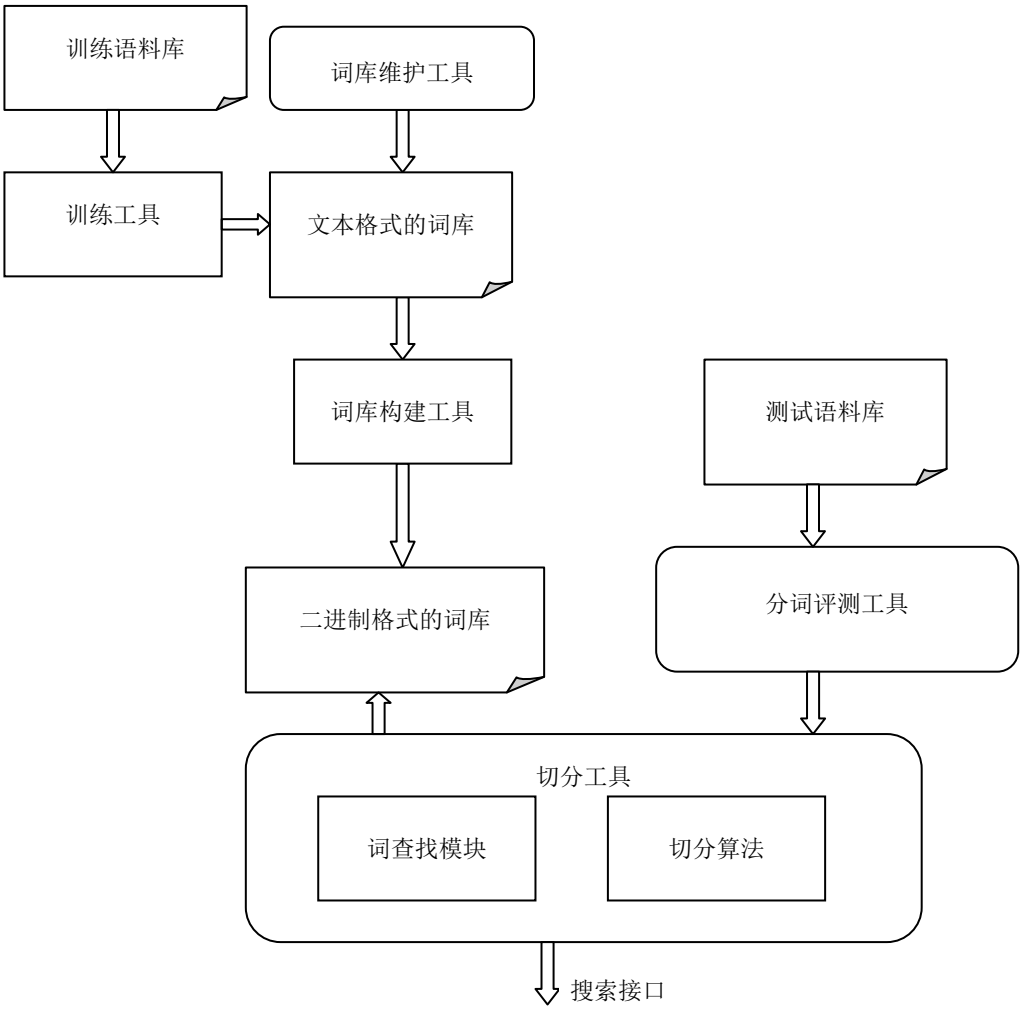


图 2-29　中文分词结构图

2.4.15　可变长 *N* 元分词

有意义的 *n* 元并不是越长越好。“上海@银行@间”是三元，而“上海银行@信用卡”是二元。让各种长度的 *n* 元连接都参与分词。可变长 *n* 元词图中的节点是{1,2}或者{1,3,4}这样的复合节点。只需要计算好各种复合节点之间的权重即可得到词图。

2.4.16　条件随机场

把分词看成是对节点的标注，把节点标注成切分节点与不切分节点，如图 2-30 所示。

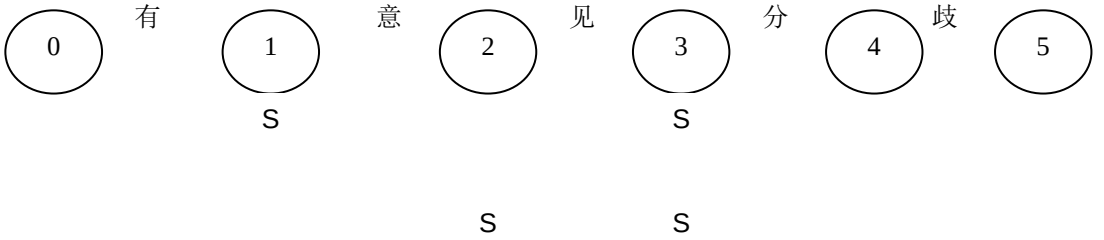


图 2-30　切分词图中的点

S_1:　有/　意见/　分歧/　把节点 1 和 3 标注成切分节点。

S_2:　有意/　见/　分歧/　把节点 2 和 3 标注成切分节点。

根据特征计算条件概率 $P(S_1|C)$和 $P(S_2|C)$。一个有用的特征是：短词在前面，长词在后面。如果“有意见分歧”这句话只有这两种切分可能，则 $P(S_1|C)+P(S_2|C)=1$。

可以把 n 元分词看成一种特殊的条件随机场分词。以最简单的一元分词为例，如果把词 w 看成特征 f，把 $\log P(w)$看成对应的权重 λ，则切分方案 S 对应的分值：

$$\text{score}(S|C)=\log P(w_1)+\log P(w_2)+\ldots+\log P(w_n)=f_1*\lambda_1+f_2*\lambda_2+\ldots+f_n*\lambda_n$$

$$P(S\mid C)=\frac{\exp(\text{score}(S\mid C))}{\sum_{S'}\exp(\text{score}(S\mid C))}$$

可以用 $P(S|C)$这个值作为切分方案 S 的置信度。条件随机场可以整合词特征与词性之间的搭配特征。两个词之后的节点对当前节点无影响。

2.5　新词发现

比如我在系统中有一些文档，我想加入语料库，如何做？通过软件行不行？人民日报语料库是人工整理的，格式就是一个词，后面是词性。当时是北大的学生整理的，花了很多时间。企业知识管理，把企业老职工积累的文档放在一起，然后做搜索。

企业的工程师的一些知识论文的集合，这是有特色的文集。如果用这种通用的语料库，必

然不合适。基本句型应该也类似，可是词的频率不行。建立专业词汇的优先匹配。专业词汇的优先匹配，提高它的频次也就是提高了它的优先级。

完全做语料库，估计很多项目没这个条件。无监督的学习，当前达不到和有监督的学习同样的效果。通过从文档中识别新词，自动发现词表中没有的专业词，是当前比较现实的途径。

离线的方式发现不在词表中的词叫作新词识别。名词是开放性的词，新词往往是名词，也有可能是动词或者形容词。新词识别的两个任务：识别出新词和猜测识别出来的词的词性。

冒号和顿号之间的词，或者两个顿号之间的词有可能是一个新名词。写成如下的识别规则：

：<n>、

、<n>、

、<n>。

例如“以硼氢化钠、硝基甲烷、乙二胺盐酸盐为起始原料。”需要再增加下面两个识别规则：

以<n>、

、<n>为

这样的模板类似完型填空中的问题句子。

以“2.最后强调：循环流化床锅炉结焦不仅会影响到锅炉的安全、经济、稳定运行，甚至损坏设备。”为例，“循环流化床锅炉结焦”作为一个新词，遇到副词的词性就成新词。

新词识别规则：

：后边的部分，遇副词成词。

底层 Trie 树放基本词以及词的类型。“：”也是一个词，有个不可读的类型。上层 Trie 树就存储识别规则，也就是词的类型序列。

新词往往在切分碎片中，把切分出来的未知字合并到一起。

```
public ArrayList<WordTokenInf> seg(String sent) {
   MatchRet ret = new MatchRet();
   int i = 0;//用来控制匹配的起始位置的变量
   int senLen = sent.length();
   ArrayList<WordTokenInf> words = new ArrayList<WordTokenInf>();
   StringBuilder unknowBuffer = new StringBuilder();  //未知词缓存

   while (i < senLen) {
```

```
      dic.matchWord(sent, i, ret);

      if (ret.wordEntry == null) {
         unknowBuffer.append(sent.charAt(i));
         i++;
         continue;
      }
      else if (unknowBuffer.length() > 0) {
         String word = unknowBuffer.toString();
         WordTokenInf w = new WordTokenInf(word,
                              i - word.length(), i,WordEntry.UnknowType);
         words.add(w);
         unknowBuffer.setLength(0);  //重置缓存
      }
      int start = i;
      int end = ret.end;
      String word = ret.wordEntry.word;
      WordTokenInf w = new WordTokenInf(word, start, end,
            ret.wordEntry.types);
      words.add(w);
      i = ret.end;
   }

   if (unknowBuffer.length() > 0) {
      String word = unknowBuffer.toString();
      WordTokenInf w = new WordTokenInf(word,
                     i - word.length(), i,WordEntry.UnknowType);
      words.add(w);
   }

   return words;
}
```

挖掘出来的候选新词往往有一些不是新词。需要通过其他文本验证候选新词是否是新词。可以通过搜索引擎中的高亮词验证新词，例如搜索百度“硝基丙烷”，找到其中的高亮显示词“硝基丙烷”。这样验证“硝基丙烷”确实是一个词。

http://www.baidu.com/s?wd=%E5%BC%98%E4%B8%9A%E5%A4%A7%E5%8E%A6

存在天然的词边界，例如标点符号、空格等。在天然边界前面的单字可能和前面的单字组合成词。发现天然词边界左边或者右边的词序列，把单字组合作为一个候选新词。

假设新词能够提高词性序列的常见度。未合并词之前的词性序列比合并出候选新词之后的

词性序列更常见。使用如下的规则词性序列规则：

左边的词性序列 => 右边的词性序列

识别新词的流程：

（1）分词结果写入分词二进制文件。分词二进制文件存储了二进制表示的词长度和词本身。

（2）从分词二进制文件中找出候选新词。检查每个切分出来的词，看它是否单字，并且位于词边界旁边。

（3）使用规则排除新词。

把分词结果写入到二进制文件：

```
public static void writeToFile(List<WordTokenInf> words, String filePath) {
   Charset charset = Charset.forName("utf-8"); //得到字符集
   File file = new File(filePath); //根据文件路径创建一个文件对象

   FileOutputStream fileOutput = new FileOutputStream(file);
   BufferedOutputStream buffer = new BufferedOutputStream(fileOutput); //使用缓存
   DataOutputStream dataOut = new DataOutputStream(buffer);
   for (WordTokenInf word : words) {
      CharBuffer cBuffer = CharBuffer.wrap(word.termText);
      ByteBuffer bb = charset.encode(cBuffer);

      //写入词的长度
      dataOut.writeInt(bb.limit());
      //写入词的内容
      for (int i = 0; i < bb.limit(); ++i)
         dataOut.write(bb.get(i));
   }
   dataOut.close();
}
```

词典中没有的，但是结合紧密的字或词有可能组成一个新词。比如，“水立方”如果不在词典中，可能会切分成两个词“水”和“立方”。如果在一篇文档中“水”和“立方”结合紧密，则“水立方”有可能是一个新词。可以用信息熵来度量两个词的结合紧密程度。信息熵的一般公式是：$I(x,y)=\log_2\frac{P(x,y)}{P(x)P(y)}$

如果 x 和 y 相互独立出现，则 $P(x,y)$的值和 $P(x)P(y)$的值相等，因此 $I(x,y)$为 0。例如，假设有 10 个不同的词，也就是说词表中有 10 个词，文档中有 100 个词，任何一个词出现的概率都是 0.1。如果任何两个词都是独立出现的，则它们在一起出现的概率都是 0.01。

如果 x 和 y 正相关，$P(x,y)$将比 $P(x)P(y)$大很多，$I(x,y)$的值也就远大于 0。如果 x 和 y 几乎不会相邻出现，而它们各自出现的概率又比较大，那么 $I(x,y)$将取负值，这时候 x 和 y 负相关。设 $f(W)$是词 W 出现的次数，N 是文档的总词数，则：

$$P(w_1,w_2) = P(w_1) * P(w_2 \mid w_1) = \frac{\text{freq}(w_1)}{N} * \frac{\text{freq}(w_1,w_2)}{\text{freq}(w_1)} = \frac{\text{freq}(w_1,w_2)}{N}$$

因此，两个词的信息熵 $I(w_1,w_2) = \log_2 N + \log_2 \frac{f(w_1,w_2)}{f(w_1)f(w_2)}$

$$= \log_2 N + \log_2 f(w_1,w_2) - \log_2 f(w_1) - \log_2 f(w_2)$$

计算两个词的信息熵代码如下：

```
int freq1 = 5;  //第一个词出现5次
int freq2 = 7;  //第二个词出现7次
double temp = Math.log((double)freq1) + Math.log((double)freq2);
int bigramCount = 3;  //这两个词共同出现3次
int n = 100;  //文档共100个词次
double entropy = (Math.log(n)+Math.log((double)bigramCount) - temp)/Math.log(2);//信息熵
System.out.println(entropy);  //输出3.1
```

两个相邻出现的词叫作二元连接串。

```
public class Bigram {
   String one;//上一个词
   String two;//下一个词
   private int hashvalue = 0;

    Bigram(String first, String second) {
       this.one = first;
       this.two = second;
       this.hashvalue = (one.hashCode() ^ two.hashCode());
    }
}
```

先分词，然后从二元连接串中计算二元连接串的信息熵。计算所有二元连接信息熵的代码如下：

```
int index = 0;
fullResults = new BigramsCounts[table.size()];
Bigrams key;
int freq;//频率
double logn = Math.log((double)n); //文档的总词数取对数
```

```
double temp;
double entropy;
int bigramCount; //f(c1,c2)
for( Entry<Bigrams,int[]> e : table.entrySet()){//计算每个二元连接串的信息熵
   key = e.getKey();
   freq1 = oneFreq.get(key.one).freq;
   freq2 = oneFreq.get(key.two).freq;
   temp = Math.log((double)freq1) + Math.log((double)freq2);
   bigramCount = (e.getValue())[0];
   entropy = logn+Math.log((double)bigramCount) - temp;//信息熵
   fullResults[index++] =
         new BigramsCounts(
            bigramCount,
            entropy,
            key.one,
            key.two);
}
```

实际计算时，要过滤二元词典中已有的二元连接，也就是说新出现的二元连接更有可能是一个新词。

新词语有些具有普遍意义的构词规则，例如“模仿秀”由“动词+名词”组成。统计的方法和规则的方法结合对每个文档中重复子串组成的候选新词打分候选新词打分，超过阈值的候选新词选定为新词。此外，可以用 Web 信息挖掘的方法辅助发现新词：网页锚点上的文字可能是新词，例如“美甲”。另外，可以考虑先对文档集合聚类，然后从聚合出来的相关文档中挖掘新词。

可以从查询日志的查询词中抽出新词。候选新词其实就是这个查询词的一个切分片段， 可以切分出来。

对网页的语料建立语言模型，然后利用语言模型，对一定编辑距离内的句子/短串，进行切分/序列聚类等。然后再选候选、边界、粒度、质量保证等。在特定应用场景中，可以基于模板发现新词。这个模板分两种，一个是网页的 HTML 模板，另外一个是词序列或者句法模板。

还可以利用输入法收集用户的词库，然后整理。

搜索引擎搜索“消毒枪”。其中一个网页中包含如下信息：

```
<title>沼气消毒枪,消毒枪,供应猪舍枪[供应]_沼气设备</title>
<meta name="keywords" content="沼气消毒枪,消毒枪,供应猪舍枪,沼气设备,沼气消毒枪,消毒枪,供应猪舍枪价格,沼气技术开发产品,太阳能产品,再生能源开发产品,沼源肥业" />
```

则可以确定，“沼气@消毒枪”是一个二元连接。

2.5.1　成词规则

除了使用常规的方法来识别一些通用的词，还可以用专门的方法来识别专有名词。化学物质的成词语素如下。

- 化学元素名：溴、氧、氯、碳、硫、磷……；锑、银、铜、锡、铁、锰……
- 化学功能名：酸、胺、脂、酮、酰、烷、酚、酊、羟……
- 化学介词：化、合、代、聚、缩、并、杂、联……
- 特定词头：亚、过、偏、原、次、高、焦、连……
- 各类符号：阿拉伯数字、罗马数字、汉文数字、天干、希腊字母、英文字母、标点符号

把成词语素定义成枚举类型：

```
public enum ChemistryType {
   element, //化学元素，例如：溴、氧、氯、碳、硫、磷
   function, //化学功能，例如：酸、胺、脂、酮、酰
   prep, //化学介词，例如：化、合、代、聚、缩、并、杂、联
   prefix, //前缀，例如：亚、过、偏、原、次、高、焦、连
   number; //数字
}
```

例如“二氧化锰”的成词规则是“汉文数字+化学元素名+化学介词+化学元素名”。使用一个有限状态转换对象识别这类名词：

```
FST fst =
     new FST(ChemistryType.number,ChemistryType.element,
            ChemistryType.prep,ChemistryType.element);

String sentence ="二氧化锰溶液";
int offset=0;
String n = fst.trans(sentence , offset); //得到“二氧化锰”这个化学名词
```

医学专有名词的成词规则：人名加词干。例如：巴宾斯基症、帕金森病、福氏杆菌、克氏针等。

2.6　词性标注

在贴了地砖的卫生间，可能看到过“小心地滑”这样的提示语。这里，“地”是名词，而不是助词。对分词结果中的每个词标注词性后，可以更深入地理解输入的句子。

提取一篇文章中的关键字，提取出的词最好是名词，是词库中的名词就可以。而有的词有好几个词性。就好像一个人既可能是演员，也可以是导演，还有可能是作家。角色取决于他正

在做的事情。所以需要根据一个词在句子中的作用判断它是哪种词性。

词性用来描述一个词在上下文中的作用。例如描述一个概念的词叫作名词，在下文引用这个名词的词叫作代词。现代汉语的词可以粗分为 12 类。实词包括：名词、动词、形容词、数词、量词和代词。虚词包括：副词、介词、连词、助词、拟声词和叹词。词的分类体系如图 2-31 所示。

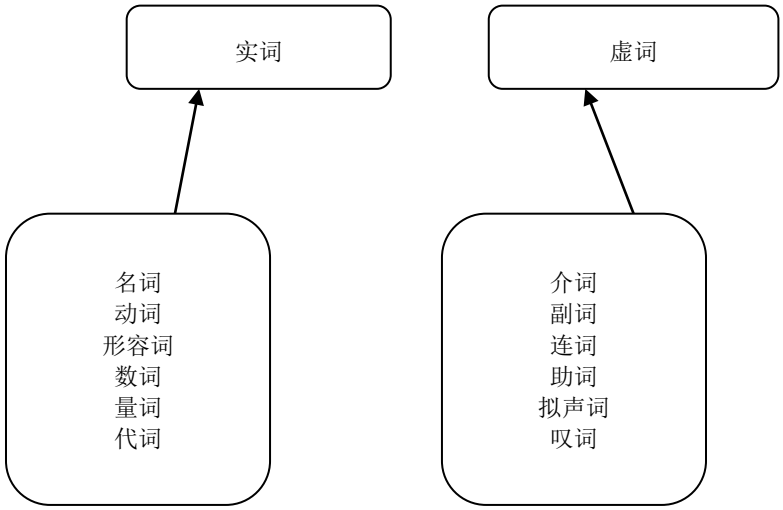


图 2-31　词的分类体系

把词性定义成枚举类型。

```
public enum PartOfSpeech {
   a,//形容词
   c,//连词
   d,//副词
   e,//叹词
   m,//数词
   n,//名词
   o,//拟声词
   p,//介词
   q,//量词
   r,//代词
   u,//助词
   v//动词
}
```

描述一个动作的名词叫作名动词，例如“有**保障**”、“有**奖励**”。

有时候，词的长短决定了它的用法。当动词是单字时，名词可以是单字的也可以是多字的；但如果动词是双字的，则名词必须是双字的。比如，可以说：扫地、扫垃圾，因为动词是单字的。不可以说：打扫地，只能说：打扫垃圾，因为动词是双字的。同理，可以说：开车、开汽车。不可以说：驾驶车，只能说：驾驶汽车。

有的词性经常会出现一些新的词，例如名词，这样的词性叫作开放式的词性。另外一些词性中的词比较固定，例如代词，这样的词性叫作封闭式的词性。

实词是开放的，虚词是封闭的。例如：名词、形容词、动词是开放的，有无限多个可能。但虚词，尤其是结构助词个数却很少，常用的虚词总数不过六七百个。

比如：在“[**把**][这][篇][报道][编辑][一][下]”这句话中，“把”作为一个介词，在“[一] [**把**] [宝刀]”中，“把”作为一个量词。把这个问题抽象出来就是已知单词序列 $w_1,w_2,\cdots,w_n$，给每个单词标注上词性 $t_1,t_2,\cdots,t_n$。因为存在一个词对应多个词性的现象，所以给词准确地标注词性并不是很容易。

不同的语言有不同的词性标注集。比如英文有反身代词，例如 myself，而中文中则没有反身代词。为了方便指明词的词性，可以给每个词性编码。例如根据英文缩写，把“形容词”编码成 a，名词编码成 n，动词编码成 v...表 2-2 是完整的词性编码表。

表 2-2　词性编码表

代码	名称	举例
a	形容词	最/d　大/a　的/u
ad	副形词	一定/d　能够/v　顺利/ad　实现/v　。/w
ag	形语素	喜/v　煞/ag　人/n
an	名形词	人民/n　的/u　根本/a　利益/n　和/c　国家/n　的/u　安稳/an　。/w
b	区别词	副/b　书记/n　王/nr　思齐/nr
c	连词	全军/n　和/c　武警/n　先进/a　典型/n　代表/n
d	副词	两侧/f　台柱/n　上/f　分别/d　雄踞/v　着/u
dg	副语素	用/v　不/d　甚/dg　流利/a　的/u　中文/nz　主持/v　节目/n　。/w
e	叹词	嗬/e　！/w
f	方位词	从/p　一/m　大/a　堆/q　档案/n　中/f　发现/v　了/u
g	语素	例如dg或ag
h	前接成分	目前/t　各种/r　非/h　合作制/n　的/u　农产品/n
i	成语	提高/v　农民/n　讨价还价/i　的/u　能力/n　。/w
j	简称略语	民主/ad　选举/v　村委会/j　的/u　工作/vn

续表

代码	名称	举例
k	后接成分	权责/n 明确/a 的/u 逐级/d 授权/v 制/k
l	习用语	是/v 建立/v 社会主义/n 市场经济/n 体制/n 的/u 重要/a 组成部分/l 。/w
m	数词	科学技术/n 是/v 第一/m 生产力/n
n	名词	希望/v 双方/n 在/p 市政/n 规划/vn
ng	名语素	就此/d 分析/v 时/Ng 认为/v
nr	人名	建设部/nt 部长/n 侯/nr 捷/nr
ns	地名	北京/ns 经济/n 运行/vn 态势/n 喜人/a
nt	机构团体	[冶金/n 工业部/n 洛阳/ns 耐火材料/l 研究院/n]nt
nx	字母专名	ＡＴＭ/nx 交换机/n
nz	其他专名	德士古/nz 公司/n
o	拟声词	汩汩/o 地/u 流/v 出来/v
p	介词	往/p 基层/n 跑/v 。/w
q	量词	不止/v 一/m 次/q 地/u 听到/v ，/w
r	代词	有些/r 部门/n
s	处所词	移居/v 海外/s 。/w
t	时间词	当前/t 经济/n 社会/n 情况/n
tg	时语素	秋/Tg 冬/tg 连/d 旱/a
u	助词	工作/vn 的/u 政策/n
ud	结构助词	有/v 心/n 栽/v 得/ud 梧桐树/n
ug	时态助词	你/r 想/v 过/ug 没有/v
uj	结构助词的	迈向/v 充满/v 希望/n 的/uj 新/a 世纪/n
ul	时态助词了	完成/v 了/ ul
uv	结构助词地	满怀信心/l 地/uv 开创/v 新/a 的/u 业绩/n
uz	时态助词着	眼看/v 着/uz
v	动词	举行/v 老/a 干部/n 迎春/vn 团拜会/n
vd	副动词	强调/vd 指出/v
vg	动语素	做好/v 尊/vg 干/j 爱/v 兵/n 工作/vn
vn	名动词	股份制/n 这种/r 企业/n 组织/vn 形式/n ，/w

续表

代码	名称	举例
w	标点符号	生产/v　的/u　5G/nx　、/w　8G/nx　型/k　燃气/n　热水器/n
x	非语素字	生产/v　的/u　5G/nx　、/w　8G/nx　型/k　燃气/n　热水器/n
y	语气词	已经/d　30/m　多/m　年/q　了/y　。/w
z	状态词	势头/n　依然/z　强劲/a　；/w

词性标注有小标注集和大标注集。例如小标注集代词都归为一类，大标注集可以把代词进一步分成三类。

- 人称代词：你 我 他 它 你们 我们 他们…
- 疑问代词：哪里　什么　怎么
- 指示代词：这里 那里　这些　那些

采用小标注集比较容易实现，但是太小的标注集可能会导致类型区分度不够。例如在黑白二色世界中，可以通过颜色的深浅来分辨出物体，但是通过七彩颜色可以分辨出更多的物体。

以[把][这][篇][报道][编辑][一][下]为例，[把]这个词有介词和量词两种词性，此外还有其他的词性。有 5×1×1×2×2×2×3＝120 种可能的词性标注序列，如图 2-32 所示，哪种最合理？

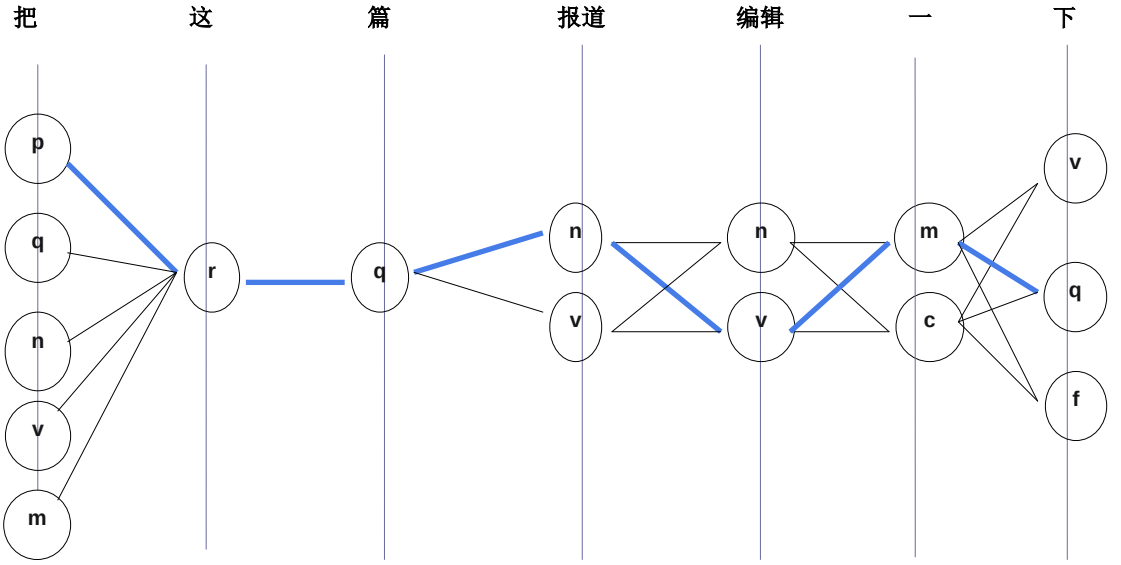


图 2-32　词性标注

有些经常出现的词性序列，表示了一些常用的语法结构，例如 n v n 或者 m q n。可以匹配一个词性序列。可以看成是词性标注图和词性序列图两个有限状态机求交集。每次以词性标注图中的一个词为起点。

2.6.1 数据基础

词典要能够识别每个词可能的词性。例如可以根据词性编码在文本文件 n.txt 中存放名词，文本文件 v.txt 中存放动词，文本文件 a.txt 中存放形容词，等等。例如，v.txt 的内容如下：

```
欢迎
迎接
```

可以把这些按词性分放到不同文件的词表合并成一个大的词表文件，每行一个词和对应的一个词性。例如：

```
把:p
把:q
```

如果把词表放到数据库中，则设置词和词性两列。为了避免重复插入词，词和词性联合做主键。

```
CREATE TABLE "AI_BASEWORD" ("WORD" string NOT NULL , --词
 "PARTSPEECH" string,  --词性
 "FRQ" int, --词频
 "PINYIN" string) --拼音
```

对于基本的中文分词，训练集只是切分语料库。类似：

北京/欢迎/你

对于词性标注，需要标注了词性的语料库。在每个词后面增加如表 2-2 所示的词性编码。标注结果类似：

北京/ns 欢迎/v 你/r

词典里分不出的词按单字切分，词性标注成未知类型。

“人民日报语料库”是词性标注语料库。每行一篇切分和标注好的文章。例如：

不/d 忘/v 群众/n 疾苦/n 温暖/v 送/v 进/v 万/m 家/q

“人民日报语料库”的正式名称是：《PFR 人民日报标注语料库》。

对英文来说，Brown 语料库中每个词标注有词性。NLTK 中包括 Brown 语料库。

2.6.2　隐马尔可夫模型

解决标注歧义问题最简单的一个方法是从单词所有可能的词性中选出这个词最常用的词性作为这个词的词性，也就是一个概率最大的词性，比如“改革”大部分时候作为一个名词出现，那么可以机械地把这个词总是标注成名词，但是这样标注的准确率会比较低，因为只考虑了频率特征。

考虑词所在的上下文可以提高标注准确率。例如在动词后接名词的概率很大。“推进/改革”中的“推进”是动词，所以后面的“改革”很有可能是名词。这样的特征叫作上下文特征。

隐马尔可夫模型（Hidden Markov Model 简称 HMM）和基于转换的学习方法是两种常用的词型标注方法。这两种方法都整合了频率和上下文两方面的特征来取得好的标注结果。具体来说，隐马尔可夫模型同时考虑到了词的生成概率和词性之间的转移概率。

很多生物也懂得同时利用两种特征信息。例如，箭鼻水蛇是一种生活在水中以吃鱼或虾为生的蛇。它是唯一一种长着触须的蛇类。箭鼻水蛇最前端触须能够感触非常轻微的变动，这表明它可以感触到鱼类移动时产生的细微水流变化。当在光线明亮的环境中，箭鼻水蛇能够通过视觉捕食小鱼。因此它能够同时利用触觉和视觉，也就是说光线的变化和水流的变化信息来捕鱼。

词性标注的任务是：给定词序列 $W=w_1,w_2,\cdots,w_n$，寻找词性标注序列 $T=t_1,t_2,\cdots,t_n$，使得 $P(t_1,t_2,\cdots,t_n|w_1,w_2,\cdots,w_n)$这个条件概率最大。

例如，词序列是：[他] [会] [来]这句话。为了简化计算，假设只有词性：代词(r)、动词(v)、名词(n)和方位词(f)。这里：[他]只可能是代词，[会]可能是动词或者名词，而[来]可能是方位词或者动词。所以有 4 种可能的标注序列。需要比较：$P(r,v,v|$他,会,来) vs $P(r,n,v|$他,会,来) vs $P(r,v,f|$他,会,来) vs $P(r,n,f|$他,会,来)，发现 $P(r,v,v|$他,会,来)是这 4 个概率中最大的，所以选择词性标注序列[r,v,v]。

使用贝叶斯公式重新描述这个条件概率：

$$P(t_1,t_2,\ldots,t_n)*P(w_1,w_2,\ldots,w_n|t_1,t_2,\ldots,t_n)/P(w_1,w_2,\ldots,w_n)$$

忽略掉分母 $P(w_1,w_2,\ldots,w_n)$。

$$P(t_1,t_2,...,t_n)= P(t_1)P(t_2|t_1)P(t_3|t_1,t_2)\ldots P(t_n|t_1t_2\ldots t_{n-1})$$

做独立性假设，使用 n 元模型近似计算 $P(t_1,t_2,\cdots,t_n)$。例如使用二元模型，则有：

$$P(t_1,t_2,...,t_n)\approx\prod_{i=1}^{n}P(t_i\mid t_{i-1})$$

近似计算 $P(w_1,w_2,\ldots,w_n|t_1,t_2,\ldots,t_n)$：假设一个类别中的词独立于它的邻居，则有：

$$P(w_1,w_2,...,w_n \mid t_1,t_2,...,t_n) \approx \prod_{i=1}^{n} P(w_i \mid t_i)$$

寻找最有可能的词性标注序列实际的计算公式：

$$P(t_1,t_2,...,t_n)* P(w_1,w_2,...,w_n \mid t_1,t_2,...,t_n) \approx \prod_{i=1}^{n} P(t_i \mid t_{i-1})* P(w_i \mid t_i)$$

因为词是已知的，所以这里把词 w 叫作显状态。因为词性是未知的，所以把词性 t 叫作隐状态。条件概率 $P(t_i|t_{i-1})$叫作隐状态之间的转移概率。条件概率 $P(w_i|t_i)$叫作隐状态到显状态的发射概率，也叫作隐状态生成显状态的概率。注意，不要把 $P(w_i|t_i)$算成了 $P(t_i|w_i)$。

因为出现某个词性的词可能很多，所以对很多词来说，发射概率 $P(w_i|t_i)$往往很小。而词性往往只有几十种，所以转移概率 $P(t_i|t_{i-1})$往往比较大。就好像这世界有各种各样的动物，在所有的动物中，正好碰到啄木鸟的可能性比较小。

如果只根据当前的状态用来预测将来，而忽略过去状态对将来的影响，就是基本的马尔可夫模型。马尔可夫模型中的状态之间有转移概率。隐马尔可夫模型中有隐状态和显状态。隐状态之间有转移概率。一个隐状态对应多个显状态。隐状态生成显状态的概率叫作生成概率或者发射概率。在初始概率、转移概率以及发射概率已知的情况下，可以从观测到的显状态序列计算出可能性最大的隐状态序列。对于词性标注的问题来说，显状态是分词出来的结果——单词 W，隐状态是需要标注的词性 T。词性之间存在转移概率。词性按照某个发射概率产生具体的词。可以把初始概率、转移概率和发射概率一起叫作语言模型。因为它们可以用来评估一个标注序列的概率。采用隐马尔可夫模型标注词性的总体结构如图 2-33 所示。

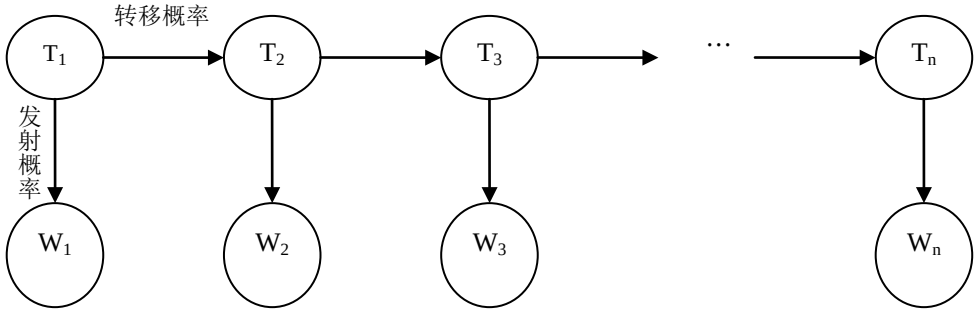


图 2-33　词性标注中的隐马尔可夫模型

语言模型中的值可以事前统计出来。中文分词中的语言模型可以从语料库统计出来。

以标注[他] [会] [来]这句话为例，说明隐马尔可夫模型的计算过程。为了简化计算，假设只有词性：代词(r)、动词(v)、名词(n)和方位词(f)。这里：[他]只可能是代词，[会]可能是动词或者名词，而[来]可能是方位词或者动词。所以有 4 种可能的标注序列。

有些词性更有可能作为一个句子的开始，例如代词。有些词性更有可能作为一个句子的结束，例如语气词。所以每句话增加虚拟的开始和结束状态。用 start 表示开始状态，end 表示结束。emit 表示发射概率，go 表示转移概率。有如下一个简化版本的语言模型描述：

START: go(R,1.0) emit(start,1.0)

F: emit(来,0.1) go(N,0.9) go(END,0.1)

V: emit(来,0.4) emit(会,0.3) go(F,0.1) go(V,0.3) go(N,0.5) go(END,0.1)

N: emit(会,0.1) go(F,0.5) go(V,0.3) go(END,0.2)

R: emit(他,0.3) go(V,0.9) go(N,0.1)

其中隐状态用大写表示，而显状态用小写表示。例如：START: go(R,1.0) emit(start,1.0) 表示隐状态 START 发射到显状态 start 的概率是 1，从句子开头转移到代词的概率也是 1。R: emit(他,0.3) 表示从代词生成“他”的概率是 0.3。后面的 go(V,0.9)则表示从代词转移到动词的概率是 0.9。

这个语言模型的初始概率向量如表 2-3 所示。

表 2-3　初始概率表

	R	N	f	end
start	1.0	0	0	0

这个初始概率的意思是，代词是每个句子的开始。

转移概率矩阵如表 2-4 所示。

表 2-4　转移概率表

下个词性 / 上个词性	start	f	v	n	r	end
start					1	
f				0.9		0.1
v		0.1	0.3	0.5		0.1
n		0.5	0.3			0.2
r			0.9	0.1		

例如第 3 行表示动词后是名词的可能性比较大，仍然是动词的可能性比较小，所以上个词

性是动词，下一个词性是名词的概率是 0.5，而上个词性是动词，下一个词性还是动词的概率是 0.3。根据转移概率表得到[他] [会] [来]这句话的转移概率图如图 2-34 所示。其中垂直并列的节点表示这些节点是属于同一个词的。

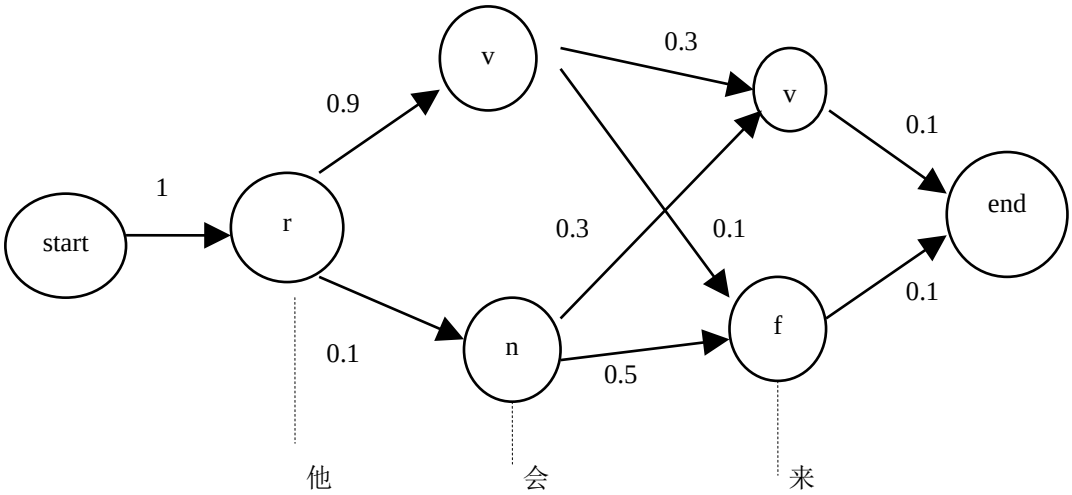


图 2-34 “他/会/来”的转移概率图

这个语言模型代表的发射概率（混淆矩阵）如表 2-5 所示。

表 2-5 发射概率表

	他	会	来
F			0.1
V		0.3	0.4
N		0.6	
R	0.3		

以发射概率表的第二行为例：如果一个词是动词，那么这个词是“来”的概率比“会”的概率大。

考虑到某些词性更有可能作为一句话的开始，有些词性更有可能作为一句话的结束。这里增加了开始和结束的虚节点 start 和 end。所以，“他会来”分词后的输入是：[start] [他] [会] [来] [end]。“他/会/来”的转移概率加发射概率图如图 2-35 所示。

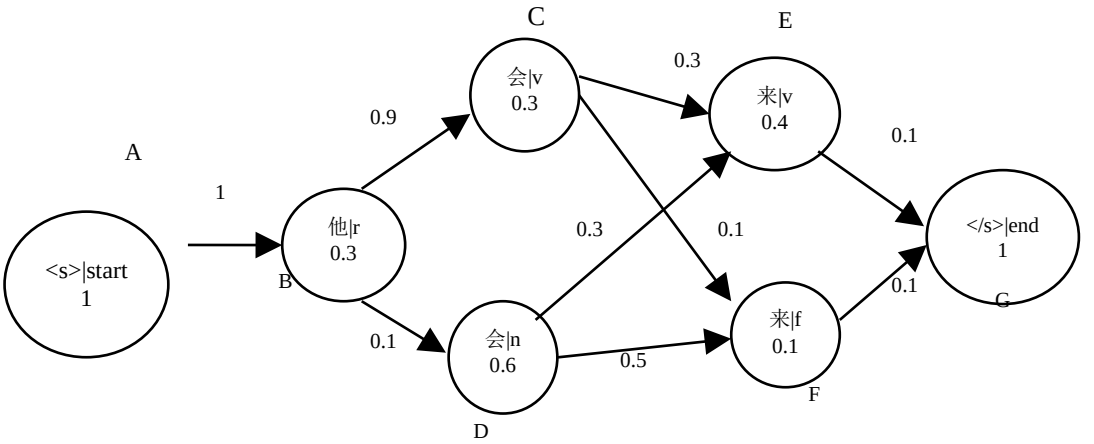


图 2-35　“他/会/来”的转移概率加发射概率图

每个隐状态和显状态的每个阶段组合成一个如图 2-36 所示的由节点组成的二维矩阵。

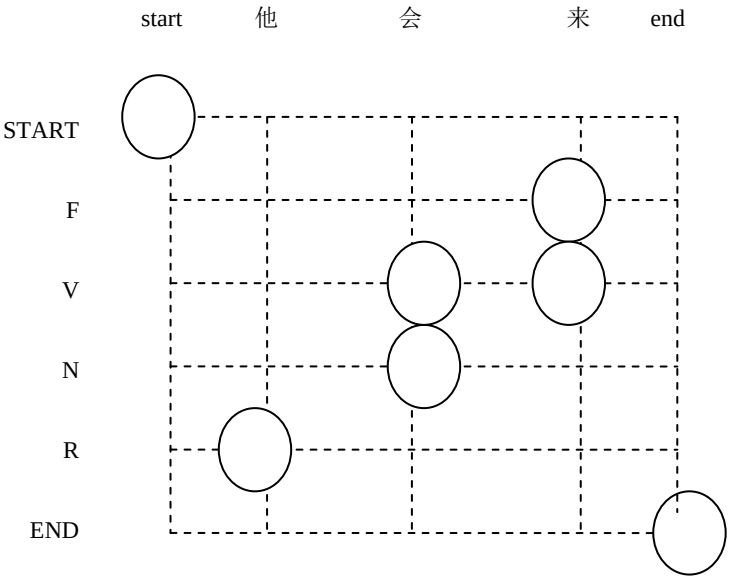


图 2-36　维特比求解格栅

每个词对应一个求解的阶段。每个阶段都有一个最佳标注。这样输入的一个句子对应一个最佳标注序列。由最佳节点序列可以确定最佳标注序列。例如，图 2-36 的最佳节点序列是：

Node(Start,start)、Node(r,他)、Node(v,会)、Node(v,来)、Node(End,end)。所以确定词性输出[r, v, v]。

采用分治法找最佳节点序列。G 依赖 E 和 F 的结果，而 E 和 F 又分别依赖 C 和 D 的计算结果，如图 2-37 所示。

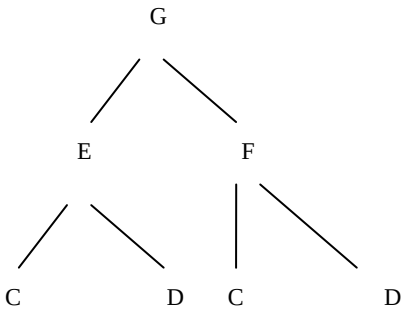


图 2-37　计算最佳节点序列问题分解图

因为重复求解节点概率 C 和 D，所以采用动态规划的方法求解最佳节点序列。当前节点概率的计算依据是：

- 上一个阶段的节点概率 $P(\text{Prev})$；
- 上一个阶段的节点到当前节点的转移概率 $P(t_i|t_{i-1})$；
- 当前节点的发射概率 $P(w_i|t_i)$。

end 阶段只有一个有效节点。这个有效节点的概率就是 $P_{\max}(t_1,t_2,\cdots,t_n|w_1,w_2,\cdots,w_n)$，如图 2-38 所示。

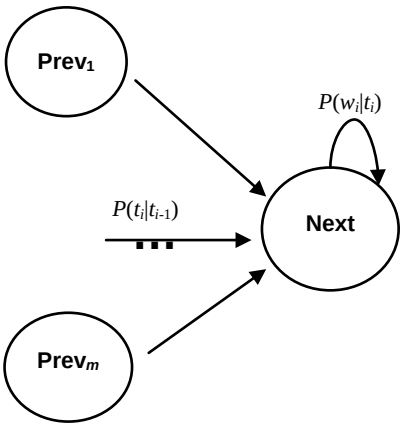


图 2-38　寻找当前节点的最大概率

对于每一个节点 Next，循环考察这个节点的上一个阶段所有可能的节点 $Prev_1$ 到 $Prev_m$。计算节点概率的循环等式是：

$$P(\text{Next}) = \max P(\text{Prev}) * P(t_i|t_{i-1}) * P(w_i|t_i)$$

实际计算时，仍然采用 log 相加的方式来避免向下溢出。所以循环等式变成 log 累积概率、log 转移概率和 log 发射概率三项相加的形式。这个用动态规划求解最佳词性序列的思想叫作维特比(Viterbi)算法。在初始概率、转移概率以及发射概率已知的情况下，可以用维特比算法从观测到的显状态序列计算出可能性最大的隐状态序列。

维特比求解方法由两个过程组成：前向累积概率计算过程和反向回溯过程。前向过程按阶段计算。从图上看就是从前向后按列计算。分别叫作阶段“start”、“他”、“会”、“来”、“end”。

在阶段“start”计算：

- Best(A) = 1

在阶段“他”计算：

- Best(B) = Best(A) * *P*(*r*|start) * *P*(他|*r*) = 1*1*.3=.3

在阶段“会”计算：

- Best(C)=Best(B) * *P*(*v*|*r*) * *P*(会|*v*) = .3*.9*.3= .081
- Best(D)=Best(B) * *P*(*n*|*r*) * *P*(会|*n*) = .3*.1*.6= .018

在阶段“来”计算：

- Best(E) = Max [Best(C)*P(v|v), Best(D)*P(v|n)] * P(来|v) = .081*.3*.4= .00972
- Best(F) = Max [Best(C)*P(f|v), Best(D)*P(f|n)] * P(来|f)= .081*.1*.1= .00081

在阶段“end”计算：

- Best(G) = Max [Best(E)*P(end|v), Best(F)*P(end|f)] * P(</s>|end)= .00972*.1*1= .000972

执行回溯过程发现最佳隐状态序列，也就是如图 2-40 所示的粗黑线节点：

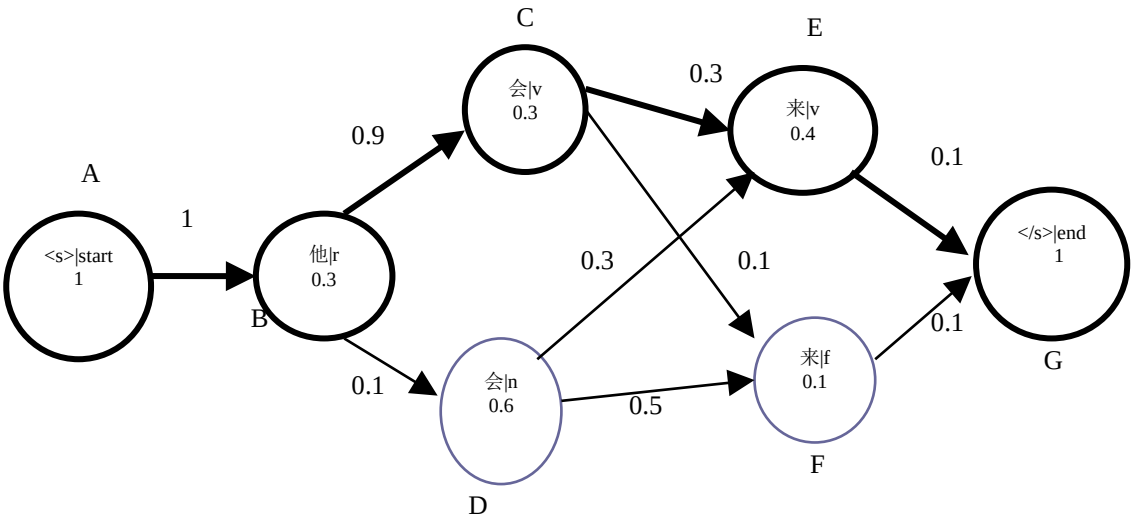


图 2-39　维特比求解过程

G 的最佳前驱节点是 E，E 的最佳前驱节点是 C，C 的最佳前驱节点是 B，B 的最佳前驱节点是 A。所以猜测词性输出：他/r　会/v　来/v。这样消除了歧义，判断出[会]的词性是动词而不是名词，[来]的词性是动词而不是方位词。

然后开始实现维特比算法。为了避免重复计算最佳前驱，用二维数组存储累积概率和最佳前驱节点。所以维特比算法又叫作在格栅上运行的算法。

初始化存储累积概率的二维数组：

```
//存储累积概率的二维数组
double[][] prob = new double[stageLength][ WordEntry.values().length];
//最佳前驱
WordEntry[][] bestPre = new WordEntry [stageLength][ WordEntry.values().length];
//用默认值填充累积概率数组
Arrays.fill(prob, Double.NEGATIVE_INFINITY);
//添加初始概率
prob[0][ WordEntry.start.ordinal()] = 1;
```

维特比求解的前向累积过程是三层循环，第一层循环把每个阶段从前往后过一遍，第二层循环过当前阶段的每个隐状态，第三层循环过上一个阶段的每个隐状态，为当前节点找最佳前驱节点。

第一层循环遍历每个阶段的代码如下：

```
//输入词序列，返回词性序列
public byte[] viterbi(ArrayList<WordTokenInf> observations) {

   //遍历每一个观察值，但不包括第一个状态，也就是开始状态
   for (int stage = 1; stage < stageLength; stage++) {
      //遍历当前状态和前一个状态的每种组合
   }

   //回溯求解路径
   //构造返回结果
   return resultTag;
}
```

第一层循环从前往后遍历词序列如图 2-40 所示。

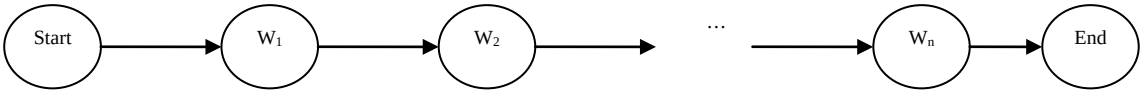


图 2-40　观察序列

三层循环计算每个节点的最佳前驱节点的主要代码如下：

```
for (int stage = 1; stage < stageLength; stage++) { //从前往后遍历阶段
   WordTokenInf nexInf = observations.get(stage);
   Iterator<WordTypeInf> nextIt = nexInf.data.iterator();
   while (nextIt.hasNext()) { //遍历当前节点
      WordTypeInf nextTypeInf = nextIt.next();

      WordTokenInf preInf = observations.get(stage - 1);

      Iterator<WordTypeInf> preIt = preInf.data.iterator();
      // log(发射概率)
      double emiprob = Math.log((double) nextTypeInf.weight /
                        dic.getTypeFreq(nextTypeInf.pos));

      while (preIt.hasNext()) { //遍历前面的节点，寻找最佳前驱
         WordTypeInf preTypeInf = preIt.next();
         // log(转移概率)
         double transprob = dic.getTransProb(preTypeInf.pos, nextTypeInf.pos);
         // log(前驱累计概率)
         double preProb = prob[stage - 1][preTypeInf.pos.ordinal()];
         // log(前驱累计概率) + log(发射概率) + log(转移概率)
```

```
            double currentprob = preProb + transprob + emiprob;
            if (prob[stage][nextTypeInf.pos.ordinal()] <= currentprob) { //计算最佳前驱
               //记录当前节点的最大累积概率
               prob[stage][nextTypeInf.pos.ordinal()] = currentprob;
               //记录当前节点的最佳前驱
               bestPre[stage][nextTypeInf.pos.ordinal()] = preTypeInf.pos;
            }
         }
      }
}
```

维特比算法，性能没问题。时间复杂度不是 n 的 3 次方，而是 $O(N*T*T)$，因为里面的循环和输入串长度没关系，只是和词性数量有关系，这就只能算常数了。

维特比求解的反向回溯过程用来寻找最佳路径，主要代码如下：

```
byte currentTag = PartOfSpeech.end;  //当前最佳词性
byte[] bestTag = new byte[stageLength]; //存放最佳词性标注序列结果
for (int i = (stageLength - 1); i > 1; i--) {  //从后往前遍历显状态
   currentTag = bestPre[i][currentTag]; //最佳前驱节点对应的词性
   bestTag[i - 1] = currentTag; //记录最佳词性
}
```

这样就得到了输入词序列的标注序列。

2.6.3 存储数据

计算两个词性之间的转移概率的公式：$P(t_i \mid t_j) = \dfrac{\text{Freq}(t_j, t_i)}{\text{Freq}(t_j)}$，例如：$P$(量词|数词)=$\dfrac{\text{数词后出现量词的次数}}{}$。

如果需要，还可以平滑转移概率：$P(t_i \mid t_j) = \lambda_1 \dfrac{\text{Freq}(t_j, t_i)}{\text{Freq}(t_j)} + \lambda_2 \dfrac{\text{Freq}(t_j)}{\text{Freq(total)}}$

这里的 $\lambda_1 + \lambda_2 = 1$。

用一个变量记录 Freq(total)，一个数组记录 Freq(t_i)，一个二维数组记录 Freq(t_j,t_i)，这样就可以计算出 $P(t_i|t_j)$。

```
int totalFreq=0;  //语料库中的总词数
int[] posFreq = new int[PartOfSpeech.values().length];  //某个词性的词出现的总次数
//某个词性的词后出现另外一个词性的词的总次数
```

```
int[][] transFreq=new int[PartOfSpeech.values().length][PartOfSpeech.values().length];
```

transFreq 是一个方阵。第 i 行的和是一个词性所有转出次数之和。第 i 列的和是一个词性所有转入次数之和。对于除了开始和结束类型的普通词性来说，转入次数应该等于转出次数。也就是说，transFreq 的第 i 行数值之和应该和第 i 列数值之和相等，如图 2-41 所示。

图 2-41　转移次数矩阵

前后两个词性之间的转移次数存储在文本文件 POSTransFreq.txt 里。POSTransFreq.txt 的部分内容样例如下：

```
a:b:62
a:c:451
a:d:296
a:dg:2
a:f:84
a:i:13
a:j:80
a:k:4
a:l:125
a:m:896
a:n:11004
a:ng:139
a:nr:53
a:ns:121
a:nt:2
a:nx:2
a:nz:10
a:p:296
a:q:258
a:r:94
a:s:17
a:t:45
```

前一个词性到后一个词性的转移次数可以存到 HashMap<String, HashMap<String, Integer>>。

加载转移次数：

```
public class Tagger {
   HashMap<String, HashMap<String, Integer>> transFreq =
               new HashMap<String, HashMap<String, Integer>>();
   //每个词性的频次
   private HashMap<String, Integer> typeFreq = new HashMap<String, Integer>();
   private int totalFreq; //所有词的总频次

   public double getTransProb(String curState, String toTranState) {
      return Math.log((0.9 * transFreq.get(curState).get(toTranState)
            / typeFreq.get(curState) + 0.1 * typeFreq.get(curState)
            / totalFreq));
   }

   public Tagger() {
         URI uri = Tagger.class.getClass().getResource(
               "/questionSeg/bigramSeg/POSTransFreq.txt").toURI();
         InputStream file = new FileInputStream(new File(uri));

         BufferedReader read = new BufferedReader(new InputStreamReader(
               file, "GBK"));
         String line = null;
         while ((line = read.readLine()) != null) {
            StringTokenizer st = new StringTokenizer(line, ":");

            String pre = st.nextToken();
            String next = st.nextToken();
            int frq = Integer.parseInt(st.nextToken());
            addTrans(pre, next, frq);  //增加转移次数
            addType(next, frq);  //增加类型次数
            totalFreq += frq;
         }
   }

   public void addTrans(String pre, String next, int frq) {  //转移次数
      HashMap<String, Integer> ret = transFreq.get(pre);
      if (ret == null) {
         ret = new HashMap<String, Integer>();
         ret.put(next, frq);
         transFreq.put(pre, ret);
         return;
      }
```

```
      ret.put(next, frq);
   }

   public void addType(String type, int frq) {  //类型
      Integer ret = typeFreq.get(type);
      if (ret == null) {
         typeFreq.put(type, frq);
      } else {
         typeFreq.put(type, ret + frq);
      }
   }
}
```

例如，最大似然估计法计算： $P(a \mid start) = \frac{Freq(start, a)}{Freq(start)}$ 。这里的：

$$Freq(start,a)= 648$$

Freq(start)是所有以词性 start 开始的转移次数整数求和得到的值。

$$Freq(start) = Freq(start,a) + Freq(start,ad)+ \ldots + Freq(start,z)$$

start:50610 这个怎么理解？语料库中有 50610 句话。

为了支持词性标注，需要在词典中存储词性和对应的次数。格式如下：

```
滤波器 n 0
堵击 v 0
稿费 n 7
神机妙算 i 0
开设 vn 0 v 32
```

为什么发射概率是这样计算的，而不是考虑一个词以某个词性出现的概率呢？因为这是从全局来计算的方式。实际计算发射概率需要平滑，分子加一，分母增加该类别下的词表长度。

```
double emiprob =
   Math.log(weight/ (double) (this.typeFreq[nextPOS]+ PartOfSpeech.names.length));
```

为什么要加上 PartOfSpeech.names.length?平滑。怕除以 0，所以使用加一平滑。这里的 PartOfSpeech.names.length 是词类数量。

为什么不是除以 ((double)(this.transFreq[curState][toTranState] + 1))？因为平滑后的所有可能的概率相加要是 1。

有的人一分钱都没有，社会要做低保。万一他以后对社会还有用，不能找不到了。所以，每个人都多给了一块钱， 所以总共多印了人数这么多钱。下面是钱的总数。这样算出来每个人

占多大比例的蛋糕。

计算从某个词性转移到另一个词性的概率

```
public double getTransProb(byte curState, byte toTranState) {
   return Math.log((0.9*transFreq[curState][toTranState]/typeFreq[curState]
               + 0.1* typeFreq[curState]/totalFreq));
}
```

每行一个词，然后是这个词可能的词性和语料库中按这个词性出现的次数。把词性定义成枚举类型：

```
public enum PartOfSpeech {
   start,//开始
   end,//结束
   a,//形容词
   ad,//副形词
   ag,//形语素
   an,//名形词
   b,//区别词
   c,//连词
   d,//副词
   dg,//副语素
   e,//叹词
   f,//方位词
   g,//语素
   h,//前接成分
   i,//成语
   j,//简称略语
   k,//后接成分
   l,//习用语
   m,//数词
   n,//名词
   ng,//名语素
   nr,//人名
   ns,//地名
   nt,//机构团体
   nx,//字母专名
   nz,//其他专名
   o,//拟声词
   p,//介词
   q,//量词
   r,//代词
   s,//处所词
```

```
    t,//时间词
    tg,//时语素
    u,//助词
    ud,//结构助词
    ug,//时态助词
    uj,//结构助词的
    ul,//时态助词了
    uv,//结构助词地
    uz,//时态助词着
    v,//动词
    vd,//副动词
    vg,//动语素
    vn,//名动词
    w,//标点符号
    x,//非语素字
    y,//语气词
    z,//状态词
    unknow //未知
}
```

存储基本词性相关信息的类如下：

```
public class POSInf {
    public PartOfSpeech pos= unknow;  //词性，理解成词的类别
    //词频，就是一个词在语料库中出现的次数。词频高就表示这个词是常用词
    public int freq=0;
}
```

同一个词可以有不同的词性，可以把这些和某个词的词性相关的信息放在同一个链表中。

为了避免零概率，可以采用加一平滑。加一后，转移概率要归一化。任意一个词性，转移到其他词性的概率总和必须等于 1。就是所有事件的概率可能性加到一起必须是 1。例如，一个名词到所有其他词转移概率加起来要是 1。

分子是 1，除一下总共有多少词性。例如，名词转一个不可能搭配词的概率 = 1 / 总共有多少词性。

平滑转移概率：$P(t_i \mid t_j) = \lambda_1 \frac{\text{Freq}(t_j, t_i)}{\text{Freq}(t_j)} + \lambda_2 \frac{\text{Freq}(t_j)}{\text{Freq}(total)}$

取 λ_1=0.9，λ_2=0.1。

转移概率平滑后的计算公式是：(0.9* prevCurFreq/prevFreq+0.1*prevFreq/totalFreq)。实现代码：

```
public double getTransProb(byte curState, byte toTranState) {
   return Math.log((0.9 * transFreq[curState][toTranState]
         / typeFreq[curState] + 0.1 * typeFreq[curState] / totalFreq));
}
```

测试转移概率：

```
Tagger tagger = Tagger.getInstance();
//log(数词到量词的转移概率)
System.out.println(tagger.getTransProb(PartOfSpeech.m, PartOfSpeech.q));

//log(数词到动词的转移概率)
System.out.println(tagger.getTransProb(PartOfSpeech.m, PartOfSpeech.v));
```

测试词性标注：

```
//词序列
ArrayList<WordTokenInf> observations = new ArrayList<WordTokenInf>();

//第一个词
WordTypes t = new WordTypes(1);
t.insert(0, PartOfSpeech.r, 1);
WordTokenInf w1= new WordTokenInf(0, 1, "他", t);
observations.add(w1);

//第二个词
t = new WordTypes(2);
t.insert(0, PartOfSpeech.v, 1);
t.insert(1, PartOfSpeech.n, 1);
WordTokenInf w2= new WordTokenInf(1, 2, "会", t);
observations.add(w2);

//第三个词
t = new WordTypes(2);
t.insert(0, PartOfSpeech.v, 1);
t.insert(1, PartOfSpeech.f, 1);
WordTokenInf w3= new WordTokenInf(2, 3, "来", t);
observations.add(w3);

Tagger tagger = Tagger.getInstance();
byte[] bestTag = tagger.viterbi(observations);

//输出 viterbi 算法标注的词性序列
for(int i=0 ;i<bestTag.length;++i){ //输出词和对应的标注结果
   System.out.print(observations.get(i).termText +"|"+
```

```
                PartOfSpeech.getName(bestTag[i])+'\t');
}
```

输出词性标注的结果：

```
他|r    会|v    来|v
```

2.6.4　统计数据

统计人民日报语料库中每个词性的总频率。

```
//记录词性及对应的频率
HashMap<String, Integer> posMap = new HashMap<String, Integer>();

FileReader fr = new FileReader("D:\\学习\\NLP\\199801.txt"); //读入语料库文件
BufferedReader br = new BufferedReader(fr);
String line;
while ((line = br.readLine()) != null) {
      StringTokenizer tokenizer = new StringTokenizer(line);  //空格分开
      while (tokenizer.hasMoreTokens()) {
         String word = tokenizer.nextToken();
         StringTokenizer token = new StringTokenizer(word, "/"); //斜线分开词和词性
         if (!token.hasMoreTokens())
               continue;

         String cnword = token.nextToken();
         if (!token.hasMoreTokens())
               continue;
         String pos = token.nextToken();  //词性
         Integer num = posMap.get(pos);   //次数
         if (num == null)
            posMap.put(pos, 1);
         else
            posMap.put(pos, num + 1);
      }
}
fr.close();
for (Entry<String, Integer> e : posMap.entrySet()) {  //输出统计结果
      System.out.println(e.getKey() + " " + e.getValue());
}
```

统计人民日报语料库中词性间的转移概率矩阵：

```
public void anaylsis(String line) {
   StringTokenizer st = new StringTokenizer(line, "  ");
```

```
   st.nextToken(); //忽略掉第一个数字词

   int index = PartOfSpeech.start.ordinal(); //前一个词性ID
   int nextIndex = 0; ////后一个词性ID
   while (st.hasMoreTokens()) {
      StringTokenizer stk = new StringTokenizer(st.nextToken(), "/");
      String word = stk.nextToken();
      String next = stk.nextToken();
      nextIndex = PartOfSpeech.valueOf(next.toLowerCase()).ordinal();
      contextFreq[index][nextIndex]++; //转移矩阵数组增加一个计数
      posFreq[nextIndex]++;
      index = nextIndex;
   }
   nextIndex = PartOfSpeech.end.ordinal();
   contextFreq[index][nextIndex]++;
   posFreq[nextIndex]++;
}
```

根据词性得到对应的转移概率和发射概率。

```
public class Model { //语言模型
   private long[][] transFreq; //某个词性的词后出现另外一个词性的词的总次数
   private long[] typeFreq; //某个词性的词出现的总次数

   //根据词性得到转移概率
   public double getTransProb(WordType curState, WordType toTranState) {
      return Math.log((double) transFreq[curState.ordinal()][toTranState.ordinal()] /
                  (double) typeFreq[curState.ordinal()]);
   }

   //得到词性总频率
   public double getTypeFreq(WordType curState) {
      return  (double) typeFreq[curState.ordinal()];
   }
}
```

统计某个词的发射概率：

```
public String getFireProbability(CountPOS countPOS){
StringBuilder ret = new StringBuilder();
for(Entry<String,Integer> m: posFreqMap.entrySet()){
    //某词的这个词性的发射概率是 某词出现这个词性的频率 / 这个词性的总频率
       double prob =
             (double)m.getValue()/
(double)(countPOS.getFreq(CorpusToDic.getPOSId(m.getKey())));
```

```
        ret.append(m.getKey() + ":"+ prob +" ");
    }
    return ret.toString();
}
```

测试一个词的发射概率和相关的转移概率：

```
String testWord = "成果";
System.out.println(testWord+" 的词频率：\n"+this.getWord(testWord));
System.out.println("词性的总频率：\n"+posSumCount);
System.out.println (testWord+" 发射概率：\n"+
      this.getWord(testWord).getFireProbability(posSumCount));
System.out.println("转移频率计数取值测试：\n "+this.getTransMatrix("n","w"));
printTransMatrix();
```

例如，“成果”这个的词的频率：

```
nr:5 b:1 n:287
```

词性的总频率：

```
a:34578 ad:5893 ag:315 an:2827 b:8734 c:25438 d:47426 dg:125 e:25 f:17279 g:0 h:48 i:4767
j:9309 k:904 l:6111 m:60807 n:229296 ng:4483 nr:35258 ns:27590 nt:3384 nx:415 nz:3715 o:72
p:39907 q:24229 r:32336 s:3850 t:20675 tg:480 u:74751 ud:0 ug:0 uj:0 ul:0 uv:0 uz:0 v:184775
vd:494 vg:1843 vn:42566 w:173056 x:0 y:1900 z:1338
```

“成果”的发射概率：

```
nr: 0.00014181178739576834  b: 0.0001144950767117014  n:0.0012516572465285046
```

即“成果”这个词的作为名词的发射概率

```
=“成果”作为名词出现的次数/名词的总次数
= 287/229296
= 0.0012516572465285046
```

2.6.5　整合切分与词性标注

N 元分词需要一个词总的出现频次，而词性标注需要一个词每个可能词性的频次。另外再加上词性之间的转移频次。

可以用一元分词搭配词性标注或者其他的 N 元分词搭配词性标注。增加一个词到逆 Trie 树的 addWord 方法如下：

```
public void addWord(String key, String pos, int freq) {
    int charIndex = key.length() - 1;
    if (root == null)
```

```
      root = new TSTNode(key.charAt(charIndex));
   TSTNode currNode = root;
   while (true) {
      int compa = (key.charAt(charIndex) - currNode.splitChar);
      if (compa == 0) {
         if (charIndex <= 0) {
            byte posCode = PartOfSpeech.values.get(pos); //得到词性对应的编码
            currNode.addValue(key, posCode, freq);  //增加值到节点
            break;
         }
         charIndex--;
         if (currNode.mid == null)
            currNode.mid = new TSTNode(key.charAt(charIndex));
         currNode = currNode.mid;
      } else if (compa < 0) {
         if (currNode.left == null)
            currNode.left = new TSTNode(key.charAt(charIndex));
         currNode = currNode.left;
      } else {
         if (currNode.right == null)
            currNode.right = new TSTNode(key.charAt(charIndex));
         currNode = currNode.right;
      }
   }
}
```

一元概率分词加词性标注：

```
public class Segmenter {
   final static double minValue = -1000000.0;
   private static final SuffixTrie dic = SuffixTrie.getInstance();
   private static final Tagger tagger = Tagger.getInstance();
   String text;
   WordEntry[] bestWords; //最佳前驱词

   public Segmenter(String t) {
      text = t;
   }

   //只分词
   public List<WordTokenInf> split() {
      bestWords = new WordEntry[text.length() + 1];//最佳前驱节点数组
      double[] prob = new double[text.length() + 1]; //节点概率
```

```
    //用来存放前驱词的集合
    ArrayList<WordEntry> prevWords = new ArrayList<WordEntry>();

    //求出每个节点的最佳前驱词
    for (int i = 1; i < bestWords.length; i++) {

       double maxProb = minValue; //候选节点概率

       WordEntry bestPrev = null; //候选最佳前驱词

       //从词典中查找前驱词的集合
       dic.matchAll(text, i - 1, prevWords);

       //根据前驱词集合挑选最佳前趋节点
       for (WordEntry word : prevWords) {
          double wordProb = Math.log(word.posInf.total)
                - Math.log(dic.totalFreq);
          int start = i - word.word.length(); //候选前驱节点
          double nodeProb = prob[start] + wordProb;//候选节点概率

          if (nodeProb > maxProb) {//概率最大的算作最佳前趋
             bestPrev = word;
             maxProb = nodeProb;
          }
       }

       prob[i] = maxProb;//节点概率
       bestWords[i] = bestPrev;//最佳前驱节点
       }

    return bestPath();
}

public List<WordTokenInf> bestPath() { //根据最佳前驱节点数组回溯求解词序列
    Deque<WordEntry> path = new ArrayDeque<WordEntry>(); //最佳节点序列
    //从后向前回朔最佳前驱节点
    for (int i = text.length(); i > 0; ) {
       WordEntry w = bestWords[i];
       path.push(w);
       i = i - w.word.length();
    }
    List<WordTokenInf> words = new ArrayList<WordTokenInf>();//切分出来的词序列
    int start = 0;
```

```
        int end = 0;
        for (WordEntry w : path) {
            end = start + w.word.length();
            WordTokenInf word = new WordTokenInf(start, end, w.word, w.posInf);
            words.add(word);
            start = end;
        }
        return words;
    }

    //先分词，再标注
    public WordToken[] tag() {
        List<WordTokenInf> path = split();  //分词

        byte[] bestTag = tagger.viterbi(path); //标注词性

        WordToken[] result = new WordToken[path.size()];
        for (int i = 0; i < path.size(); i++) {
            WordTokenInf tokenInf = path.get(i);
            WordToken token = new WordToken(tokenInf.start, tokenInf.end,
                    tokenInf.cost, tokenInf.termText, bestTag[i]);
            result[i] = token;
        }
        return result;
    }
}
```

整合切分与词性标注的中文分词过程如下。

（1）按规则识别英文单词或日期等未登录词。

（2）对输入字符串切分成句子：对一段文本进行切分，首先是依次从这段文本里面切分出一个句子出来，然后再对这个句子进行分词。

（3）生成全切分词图：根据基本词库对句子进行全切分，并且生成一个邻接链表表示的词图。

（4）计算最佳切分路径：在这个词图的基础上，运用动态规划算法生成切分最佳路径。

（5）词性标注：采用 HMM 方法标注词性。

返回的词序列中要有这个词所有可能的词性：

```
public class WordTokenInf {
    public String termText;
    public WordTypes data; //包含一个词所有可能的词性
```

```
    public int start;
    public int end;
}
```

一元分词求解切分路径时，不能只记录最佳前驱节点编号，而要记录词。

```
WordTokenInf[] prevNode;  //最佳前驱词数组
```

得到词序列的方法：

```
public ArrayDeque<WordTokenInf> getTokens() { //回溯求解最佳切分路径
    ArrayDeque<WordTokenInf> ret = new ArrayDeque<WordTokenInf>();
    int start;
    for (int end = prevNode.length - 1; end > 0; end = start){ //从右向左找前驱节点
        start = prevNode[end]; //开始节点
        WordTokenInf tokenInf =
               new WordTokenInf(
                      start,end,preCnToken[end].word,preCnToken[end].pos);
        ret.addFirst(tokenInf);
    }
    return ret;
}
```

词性标注类叫作 Tagger。Tagger.viterbi 方法返回标注出来的词性序列。分词和词性标注集成的 tag 方法实现如下：

```
public WordToken[] tag(){
    ArrayList<WordTokenInf> path = getTokens(); //先分词

    byte[] bestTag = tagger.viterbi(path); //词性用字节表示
    //标注结果放入数组 result
    WordToken[] result = new WordToken[path.size()];//创建结果数组
    for (int i = 0; i < path.size(); i++) {
        WordTokenInf tokenInf = path.get(i);
        WordToken token = new WordToken(tokenInf.start,
              tokenInf.end, tokenInf.cost, tokenInf.termText, bestTag[i]);
        result[i]=token; //把附带词性的 token 对象放入结果
    }
    return result;
}
```

BigramSegmenter 类实现二元分词。BigramTagnizer 类集成二元分词和词性标注。

```
public List<WordToken> split(String sentence) throws Exception {
    //实现分词
    List<WordToken> tokens = tag(); //词性标注
```

```
    return tokens;
}
```

2.6.6 大词表

无法完全加载到内存的大词表。并不在内存中完全展开词典 Trie 树，也就是说，部分内容在内存中，还有部分内容在文件中。

把词典 Trie 树保存到数据库。为了能够简单地把 Trie 树保存到一个表，把一个词相关的信息保存成 json 格式的字符串。

为了方便，把 WordEntry 对象转换成一个 json 格式的字符串。WordEntry 对象中包括 WordTypes 对象，把 WordTypes 对象和 json 格式的字符串互相转换的例子：

```
Gson gson = new Gson();
String json = gson.toJson(WordTypes.noun); //转换成 json 格式的字符串
WordTypes output = gson.fromJson(json, WordTypes.class);  //由 json 格式的字符串得到对象
```

2.6.7 词性序列

可以用词性序列帮忙选择合理的切分方案。例如：“数词+量词+名词”是一个常用词性序列组合，“一把圆珠笔”正好符合这个条件。结合语言模型进一步验证切分方案 “一/把/圆珠笔”，词性序列“数词，量词，名词”。

词图和词性序列规则图做交集。

2.6.8 基于转换的错误学习方法

基于转换的学习方法（Transformation Based Learning 简称 TBL）先把每个词标注上最可能的词性，然后通过转换规则修正错误的标注，提高标注精度。

例如“报告”更多时候作为一个动词，而不是名词。所以把：[他] [做] [了] [一] [个] [报告]。首先标注成：他/r 做/v 了/u 一/m 个/q 报告/**v**。

一个转换规则的例子：如果一个词左边第一个词的词性是量词(q)，左边第二个词的词性是数词(m)，则将这个词的词性从动词(v)改为名词(n)。

他/r 做/v 了/u 一/m 个/q 报告/**v**

转换成：

他/r 做/v 了/u 一/m 个/q 报告/**n**

```
ArrayList<PartOfSpeech> lhs = new ArrayList<PartOfSpeech>(); //左边的词性序列
ArrayList<PartOfSpeech> rhs = new ArrayList<PartOfSpeech>(); //右边的词性序列
// m q v
rhs.add(PartOfSpeech.m); //m
rhs.add(PartOfSpeech.q); //q
rhs.add(PartOfSpeech.v); //v
// m q n
lhs.add(PartOfSpeech.m);//m
lhs.add(PartOfSpeech.q);//q
lhs.add(PartOfSpeech.n);//n
//加到规则库
addProduct(rhs, lhs);
```

另一个转换规则的例子：如果一个词左边第一个词的词性是介词(p)，则将这个词的词性从动词(v)改为名词(n)。

从形式上来看，转换规则由激活环境和改写规则两部分组成。例如，对于刚才的例子。

- 改写规则是：将一个词的词性从动词(v)改为名词(n)；
- 激活环境是：该词左边第一个紧邻词的词性是量词(q)，第二个词的词性是数词(m)。

可以从训练语料库中学习出转换规则。学习转换规则序列的过程如下。

（1）初始状态标注：用从训练语料库中统计的最有可能的词性标注语料库中的每个词。

（2）考察每个可能的转换规则：选择能最多的消除语料库标注错误数的规则，把这个规则加到规则序列最后。

（3）用选择出来的这个规则重新标注语料库。

（4）返回到（2），直到标注错误没有明显的减少为止。

这样得到一个转换规则集序列，以及每个词最有可能的词性标注。

想象在画一幅油画，一幅由蓝天、草地、白云组成的油画。先把整块画布涂成蓝色，然后把下面的三分之一用绿色覆盖，表示草地，然后把上面的蓝色用白色覆盖，表示白云。这样通过从大到小的修正，越来越接近最终的精细化结果。

标注新数据分两步：首先，用最有可能的词性标注每个词；然后依次应用每个可能的转换规则到新数据。

使用基于转换的学习方法标注词性的实现代码如下：

```
public List<String> tag(List<String> words) { //输入词序列
   List<String> ret = new ArrayList<String>(words.size()); //返回标注序列
```

```
   for (int i = 0, size = words.size(); i < size; i++) { //先给每个词标注上最有可能的词性
      String[] ss = (String[]) lexicon.get(words.get(i)); //词典中存储了很多词性
      if (ss == null)
         ss = lexicon.get(words.get(i).toLowerCase());
      if (ss == null && words.get(i).length() == 1)
         ret.add(words.get(i) + "^");
      if (ss == null)
         ret.add("NN"); //标注成名词
      else
         ret.add(ss[0]);//先给每个词标注上最有可能的词性
   }
   //然后依次应用每个可能的转换规则
   for (int i = 0; i < words.size(); i++) {
      String word = ret.get(i);
      //  规则1: DT, {VBD | VBP} --> DT, NN
      if (i > 0 && ret.get(i - 1).equals("DT")) {
         if (word.equals("VBD")
               || word.equals("VBP")
               || word.equals("VB")) {
            ret.set(i, "NN");
         }
      }
   }
   return ret;
}
```

也可以用统一的规则表示：

```
lhs = new ArrayList<Byte>(); //左边的符号
rhs = new ArrayList<Byte>(); //右边的符号
//m q v
rhs.add(PartOfSpeech.m);
rhs.add(PartOfSpeech.q);
rhs.add(PartOfSpeech.v);
//m q n
lhs.add(PartOfSpeech.m);
lhs.add(PartOfSpeech.q);
lhs.add(PartOfSpeech.n);
//加到规则库
addProduct(rhs, lhs);
```

TBL 能够改进规则，提高精度。而 HMM 的计算形式比较固定，标注准确度可改进余地不大。

2.6.9　条件随机场

给每个可能的词性序列打分。选择分值最大的词性序列作为词序列的标注。打分的依据是看词性序列和词序列本身满足哪些特征。如果满足某个特征就加上相应的权重。当然，这里的权重可以是负数，表示词性序列不太可能是这样的。

特征函数 f_1 是：如果前一个词的词性是代词，当前词的词性是动词，则返回 1，否则返回 0。$f_1(s,i,t)$用程序表示如下：

```
int f1(ArrayList<String> s,int i,ArrayList<PartOfSpeech> t){
   if(t.get(i-1)==PartOfSpeech.r && t.get(i)==PartOfSpeech.v)
      return 1;
   return 0;
}
```

测试这个特征函数：

```
ArrayList<String> tokens = new ArrayList<String>();  //词序列
tokens.add("他");
tokens.add("会");
tokens.add("来");

ArrayList<PartOfSpeech> tags = new ArrayList<PartOfSpeech>(); //词性序列
tags.add(PartOfSpeech.r);
tags.add(PartOfSpeech.v);
tags.add(PartOfSpeech.v);

int i=1;  //当前位置

int f = f1(tokens,i,tags); //匹配特征
System.out.println(f); //匹配上了，返回1
```

最大熵马尔科夫模型计算上一个词性和当前词产生当前词性的条件概率，用这个值来估计当前词性可能是 t_i 的概率。

$$\underset{t_1,t_2,?,t_n}{\operatorname{argmax}} P(w_1,w_2,...,w_n \mid t_1,t_2,...,t_n) = \prod_{i=1}^{n} P\left(t_i \mid w_i,t_{i\text{-}1}\right)$$

用一个例子说明最大熵马尔科夫模型的问题。例如要根据训练集，标注每个字符。训练集中存在标注好的序列：“[r/1] [i/2] [b/3]”和“[r/4] [o/5] [b/3]”，如图 2-42 所示。

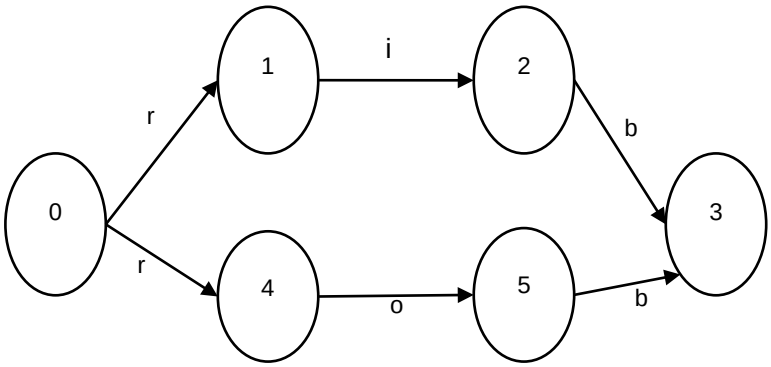


图 2-42　标注图

因为状态 1 到状态 2 的转移概率 $P(2|1)=1$，所以 $P(2|i,1)=1$。因为状态 4 到状态 5 的转移概率 $P(5|4)=1$，所以 $P(5|i,4)$。考虑把 *ri* 标注成 1,2 还是 4,5。

$$P(1,2|ri)=P(1|r)*P(2|i,1)=P(1|r)*1$$

$$P(4,5|ri)=P(4|r)*P(5|i,4)=P(4|r)*1$$

$P(1|r)$和 $P(4|r)$哪个更大取决于训练集中 rib 出现得多，还是 rob 出现得多。也就是说，把 *ri* 标注成哪种类型取决于训练集中 rib 出现得多，还是 rob 出现得多。这叫作标签偏置问题。最大熵马尔科夫模型对向外转移很少的状态存在偏见。

假设有 *m* 个特征，词序列 *s* 中有 *n* 个词。每个特征 f_j 对应一个权重 λ_j。词序列 *s* 对应的词性序列 *t* 的打分公式是：

$$\text{score}(t \mid s) = \sum_{j=1}^{m}\sum_{i=1}^{n}\lambda_j f_j(s,i,t)$$

第一个求和在每个特征函数 *j* 上运行，而内部的求和在句子的每个位置 *i* 上运行。通过幂和归一化，把这些分值转换成 0 和 1 之间的概率 $P(t|s)$：

$$P(t \mid s) = \frac{\exp(\text{score}(t \mid s))}{\sum_{t'}\exp(\text{score}(t' \mid s))}$$

把毛巾拧干时，往往固定一端。训练参数时，需要固定一个值。这里假定 $\sum_{t'} p(t' \mid s) = 1$

2.7　词类模型

n 元方法面临数据稀疏的问题。如果不存在 *n* 元，则可以用 n 个词类的序列来代替。有些词类的转移概率较高，例如“形容词@名词”。

选择最好的词性之间的搭配概率，作为这种切分方案的词类概率。

基于类的语言模型把前后两个词的条件概率用如下公式计算：

$$P(w_k|w_{k-1})= P(w_k|t_k)P(t_k|t_{k-1})$$

这里的 t_i 表示词 w_i 的类别。

把基于类的语言模型和二元模型整合到一起计算一个平滑后的概率。

$$P_{li}(w_i \mid w_{i-1}) = \lambda_1 P_{\mathrm{ML}}(w_i) + \lambda_2 P_{\mathrm{ML}}(w_i \mid w_{i-1}) + \lambda_3 P_{\mathrm{ML}}(w_i \mid t_i) P_{\mathrm{ML}}(t_i \mid t_{i-1})$$

这里的 $\lambda_1+ \lambda_2+ \lambda_3=1$。

t_i 和 t_{i-1} 是 token 里面的类别。

基于类的模型还要考虑类别到词本身的发射概率，比如某人是否能代表整个团队。

利用词类转移到词类的概率。

虽然一个词可以具有多种词性，但是一个词在一个给定的句子中应该只有一个词类。也只有一个词义。在一个固定的句子中不可能表现出它所有可能的词性。

例如，一个人在一个固定的场合只扮演一个角色。如果一个人是一个合格的父母，也许他适合做幼儿园老师，也许他不适合做工人。

一般来说，可以取一个最大值，而不是所有可能的词性搭配加在一起更合理一些。

如果一个词作为名词有几种不同的词义。例如：名词到某个词的概率，应该考虑这个词作为名词有好几个不同的意思。例如，bank 作为河岸或者银行的意思，都是名词。

非零概率也可以回退。但是对于出现次数很多的 gram，没必要回退。那样不如“cut-off”+"back-off"合理。

要保证类中的词有比较好的可互换性。所以基于类的语言模型好坏很大程度取决于词聚类。聚类得准，效果就好。

常用的聚类方法如下。

- 划分方法：K-平均，K-中心点等；
- 层次方法：凝聚(自底向上)；分裂(自顶向下)；
- 基于密度的方法：OPTICS；
- 基于网格的方法：STING；Clique，WaveCluster；
- 基于模型的方法：统计学(COBWEB,CLASSIT 等)，神经网络方法。

2.8 未登录词识别

有人问道：南京市长叫**江大桥**？你怎么知道的？因为看到一个标语——南京市长江大桥欢迎您。

在分词时即时地发现词表中没有的词叫作未登录词识别。常见的未登录词包括：人名、地名、机构名。人名例如李德胜，地名例如乌有乡，机构名例如克莱登大学。人们往往通过不变的东西把握变化的东西。通过一些已知词和未登录词成词规则来识别未登录词。

2.8.1 未登录人名

未登录人名包括中国人名和外国译名。例如，“**彭帅**、**郑洁** 1:2 不敌阿根廷选手**杜尔科**和意大利选手**佩内塔**”。其中包括中国人名{彭帅、郑洁}，还有外国人名“杜尔科”、“佩内塔”。

对于没有能够根据词典与相邻字组成 2 个字以上词的字符，切分出来的结果叫作切分碎片。例如：素与杨宝森先生交好。如果“杨宝森”这个词不在词典中，则切分出来的结果是：“素/与/杨/宝/森/先生/交好”。人名往往在切分碎片中。但是也有特例：

- 人名内部相互成词，指姓与名、名与名之间本身就是一个已经被收录的词。例如，[王国]维、[高峰]、[汪洋]、张[朝阳]、冯[胜利]
- 人名与其上下文组合成词。例如，“这里[有关]天培的壮烈”，“江泽[民主]席今秋访美的行程”。

对识别人名有用的信息：

- 人名所在的上下文。例如，“**教授”，这里“教授”是人名的下文；“邀请**”，这里“邀请”是人名的上文。
- 人名本身的概率。例如，不依赖上下文，直观的来看，“刘宇”可能是个人名，“史光”不太可能是个人名。采用未登录词的概率作为这种可能性的衡量依据。“刘宇”作为人名的概率是：“刘宇”作为人名出现的次数/人名出现的总次数。怎么算当前这个人名的出现概率？ 用姓的概率 * 名字的概率。
- 人名识别规则。例如“让<nr>和<nr>一起”。

分析中国人名所在的上下文。表明身份的词有：

- 出现在人名之前的词：工人、教师、影星、犯人；
- 出现在人名之后的词：先生、同志；
- 既可能出现在前面，也可能出现在后面的词：校长、经理、主任、医生。

地名或机构名往往出现在人名之前，例如：静海县大丘庄**禹作敏**。

的字结构往往出现在人名之前，例如：年过七旬的**王贵芝**。

有的动作词出现在人名之前，例如：批评，逮捕，选举。有的动作词出现在人名之后，例如：说，表示，吃，结婚。

未登录人名识别过程是：首先从输入串找所有可能的人名，然后再按照 *N* 元模型做分词，过滤候选人名。例如，输入串原文是：程正泰的父亲是一位京剧票友，素与杨宝森先生交好。从中提取出候选人名：{程正泰, 杨宝, 杨宝森}。把候选人名“杨宝”过滤掉。

2.8.2　提取候选人名

识别的两层信息：底层是组成未登录姓名的单字特征和上下位词特征，特征串作为一个整体的搭配。

识别未登录中国人名相关的特征有：

编号	特征	举例
1	姓	**刘**/nr　华清/nr
2	双名首字	刘/nr　**华**清/nr
3	双名尾字	刘/nr　华**清**/nr
4	单名	乔/nr　**石**/nr
11	上文	**主席**/n　江/nr　泽民/nr
12	下文	李/nr　鹏/nr　**首先**/d
13	同时做上文和下文	李/nr　鹏/nr　**和**/d　江/nr　泽民/nr

最容易想到的方法是：先找姓，然后找名。但有的未登录姓名只有名字，没有姓。

把人名特征存放在 nr.txt 这个文本中。根据特征词表 nr.txt 对输入串全切分，形成人名特征词图。采用邻接链表(AdjList)存储切分结果，也就是说，用邻接链表表示人名特征词图。例如输入串“我爸是李刚”组成的特征词图如图 2-43 所示。

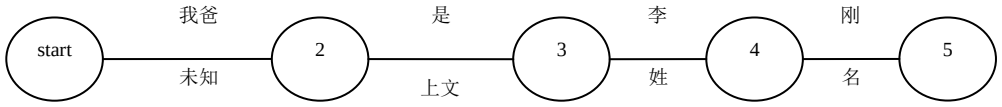


图 2-43　人名特征词图

根据特征序列识别出人名。例如：我爸叫李刚。这里[动词 ，**姓** ，**名** ，标点符号]组成了一

个包含中国人名的特征序列。把[动词 ，姓 ，名 ，标点符号]叫作一个识别规则。可以根据这个识别规则识别出“李刚”这个人名。这个规则的完整形式是：

动词　中国人名　标点符号 => 动词　姓　名　标点符号

例如有一条识别规则[姓氏 ，单名 ，下文]，用特征编号序列表示是：[1,4,12]。

一个词可以同时是两种类型。例如“**彭帅**、**郑洁** 1:2 不敌阿根廷选手杜尔科和意大利选手佩内塔”这句话，这里的[、]既是[彭帅]这个人名的下文，[、]也是[郑洁]这个人名的上文。

因为未登录人名往往在分词结果中出来的是切分碎片，所以最简单的方法是把分词结果再标注一次人名特征。如图 2-44 所示，其中的人名特征用编号表示。

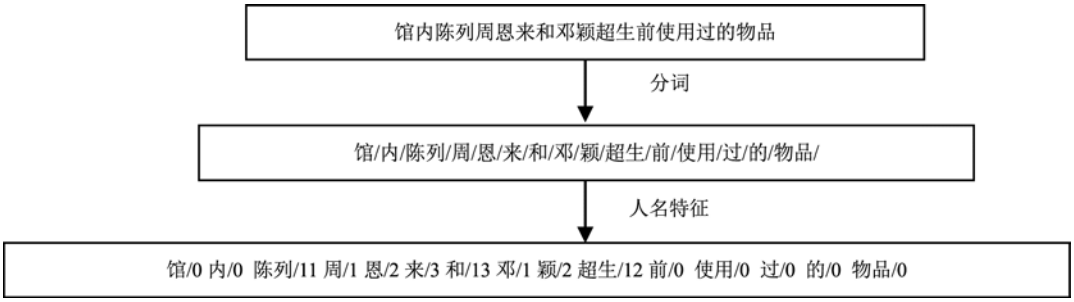


图 2-44　从分词序列中找人名特征

因为“超生”形成了一个词，所以用词序列只能识别出“邓颖”这样的人名，无法正确的识别出“邓颖超”，所以用人名特征专用的词图。也就是说，用存放在 nr.txt 中的人名特征词切分出人名特征词图。

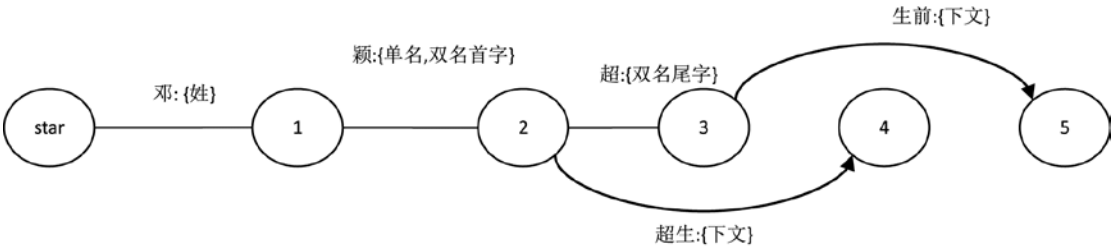


图 2-45　“邓颖超生前”特征词图

在如图 2-44 所示的切分特征图里找到人名的识别规则序列[1,2,3,12]，找到后就能把“邓颖超”识别成一个人名。也就是从特征词图找到[邓 ，颖 ，超 ，生前]对应的特征序列[姓氏 ，双名首字 ，双名尾字 ，下文]。

首先有一些和识别未登录词相关的特征词表，然后输入串根据特征词表形成特征词图。最后根据未登录词识别规则从特征词图中找候选未登录词。

人名规则，例如[姓 + 名]，类似的规则还有很多，所以用有限状态机求交集的方法同时找出所有可能的人名。存在一个句子的人名特征词图，还有个是规则树组成的 Trie 树。人名特征词图（也就是一个 AdjList 的实例）相当于一个 DFA，规则树组成的 Trie 树相当于另外一个 DFA。找候选人名相当于两个 DFA 求交集。

在特征词序列上识别人名，不是原始的字符上识别人名。特征词类型定义成为枚举类型：

```
public enum PersonType {
   preContext, //上下文中的上文，例如，邀请**
   postContext, //上下文中的下文，例如，**说
   surName, //姓
   singleName, //单名
   doubleName1, //双名第一个字
   doubleName2 //双名第二个字
}
```

例如：[老生] [虞] [子] [期] [小生]。这里的[老生]是 preContext，而[小生]则是 postContext。

人名识别规则有很多。所以用标准 Trie 树存储规则。例如有规则：[1,4,12]，[11,1,2,3]，[11,1,4,12]，如图 2-46 所示。

一条规则中可能有多个人名，例如“李/nr　鹏/nr　和/d　江/nr　泽民/nr”对应一个复杂的规则：[1, 4, 13, 1, 2, 3]。

定义标准 Trie 树的节点：

```
public class TrieNode{
   private PersonType nodeKey; //键
   private ArrayList<NameSpan> nodeValue;  //值
   private boolean terminal; //标志这个节点是否可以结束的节点
   private Map<PersonType, TrieNode> children =
            new HashMap<PersonType, TrieNode>();  //引用到所有的孩子节点
}
```

所以可以通过匹配规则来识别未登录词。为了实现同时查找多个规则，可以把右边的模式组织成 Trie 树，左边的模式作为节点属性。

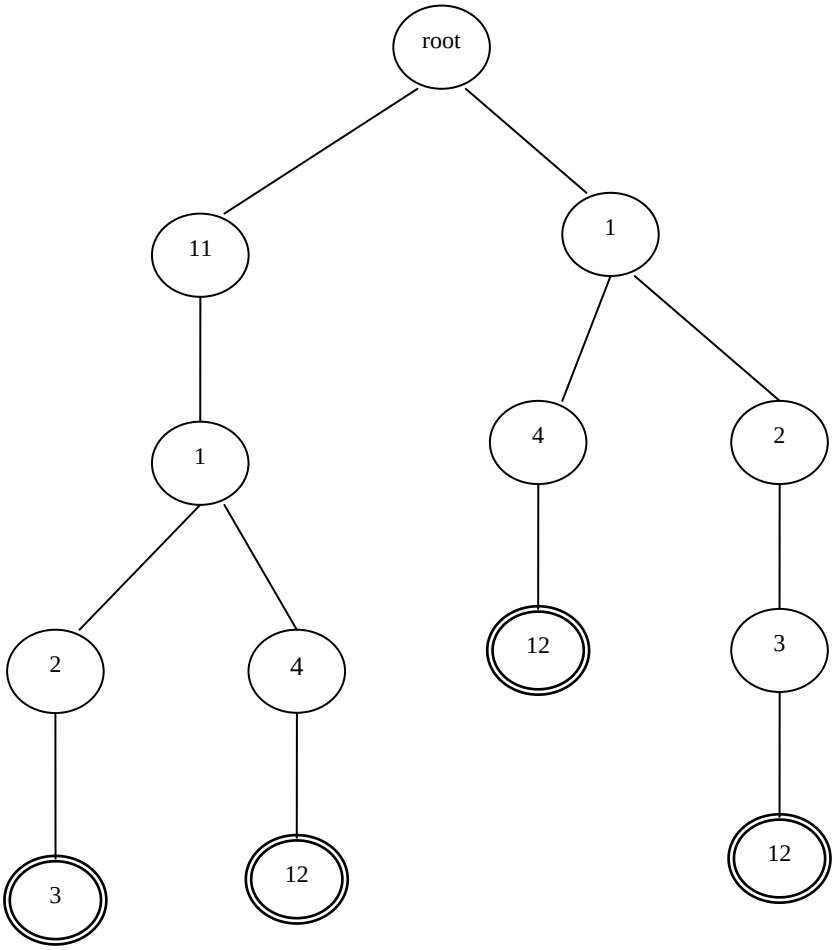


图 2-46　人名识别规则组成的标准 Trie 树

NameSpan 用来指定一个区间，就是合并多长的未登录词语素成为一个未登录词。识别规则的左边部分就是一个 NameSpan 序列。识别规则的右边部分就是一个 PersonType 序列。规则 Trie 树的实现如下：

```
public class Trie {
   public TrieNode rootNode = new TrieNode(); //根节点

   //放入键/值对
   public void addProduct(ArrayList<PersonType> key, ArrayList<NameSpan> lhs) {
      TrieNode currNode = rootNode; //当前节点
```

```
      for (int i = 0; i < key.size(); ++i) { //从前往后找键中的类型
         PersonType c = key.get(i);
         Map<PersonType, TrieNode> map = currNode.getChildren();
         currNode = map.get(c); //向下移动当前节点
         if (currNode==null) {
            currNode = new TrieNode();
            map.put(c, currNode); //孩子放入散列表
         }
      }
      currNode.setTerminal(true); //设置成可以结束的节点
      currNode.setNodeValue(lhs); //设置值
   }

   //根据键查找对应的值，也就是根据右边的 PersonType 序列看有没有对应的识别规则
   public ArrayList<NameSpan> find(ArrayList<PersonType> key) {
      TrieNode currNode = rootNode; //当前节点
      for (int i = 0; i < key.size(); ++i) { //从前往后找键中的类型
         PersonType c = key.get(i);
         currNode = currNode.getChildren().get(c);//向下移动当前节点
         if (currNode==null) {
            return null;
         }
      }
      if (currNode.isTerminal()) { //是结束节点
         return currNode.getNodeValue();
      }
      return null; //没找到
   }
}
```

把规则加入到规则 Trie 树的代码如下：

```
//构造规则的右部分： 人名上文 姓氏 + 单人名
rhs = new ArrayList<PersonType>();
rhs.add(PersonType.preContext); //人名上文
rhs.add(PersonType.surName);  //姓氏
rhs.add(PersonType.singleName); //单名
//构造规则的左部分： 人名上文之后是姓名
lhs = new ArrayList<NameSpan>();
lhs.add(new NameSpan(1, 2, PersonType.name)); //姓氏 和 单人名 组成完整的人名
rules.addProduct(rhs, lhs); //把人名识别规则加入规则库
```

从特征词图中找规则 Trie 树上可以匹配上的规则。也就是特征词图上有一条路径正好也是可以在规则 Trie 树上从开始走到结束节点。例如，图 2-47 左边的特征词图状态 0 接收输入“姓”

以后转换到状态 1，状态 0 接收输入“上文”以后转换到状态 2。状态 1 和状态 2 被映射到右边的规则 Trie 树，因为右边的规则 Trie 树也存在从开始状态接收输入“姓”以后转换到一个新状态，从开始状态接收输入“上文”以后转换到另外一个新状态。

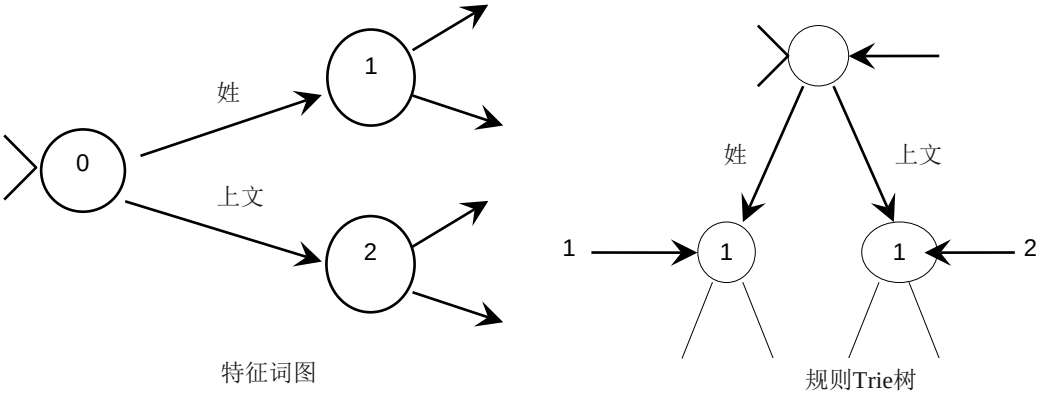


图 2-47　从人名特征词图上找匹配规则

把特征词图中的当前状态叫作 s1，规则 Trie 树的当前状态叫作 s2。状态 s1 和 s2 组成一个当前状态对(s1,s2)。例如，图 2-47 存在状态对(1,1)和(2,11)。

当前状态对 StatePair 类的部分代码如下：

```
public static class StatePair {
   int s1;  //特征词图中的当前状态编号
   TrieNode s2; //规则 Trie 树的当前状态节点
}
```

在每个当前状态对中，都对状态 s1 和 s2 的所有可能接收的输入求交集。从特征词图找规则序列的每一步都要找输入交集，也就是求词图和规则树中的 PersonType 的交集。

```
public static class NextInput {  //有限状态机中的下一个输入
      int end;  //词的结束位置，词图中下一个状态对的依据
      PersonType type; //经过的类型，规则树中下一个状态对的依据
      String term;  //经过的词
}
```

intersection 方法的实现代码如下：

```
/**
 * 取得词图和规则树都可以向前进的步骤
 * @param edges  词图上的边
 * @param s 规则树上的类型
```

```
 * @return 共同的有效输入
 */
public ArrayList<NextInput> intersection(EntityLinkedList edges,
                                Set<PersonType> s) {
   ArrayList<NextInput> tmp = new ArrayList<NextInput>();
   for (EntityTokenInf x : edges) {
      if (x.data == null)
         continue;
      for (EntityTypes.EntityTypeInf typeInf : x.data) {
         if (s.contains(typeInf.pos)) {  //规则树上的类型包含词所属的类型
            tmp.add(new NextInput(x.end, typeInf.pos, x.termText));
         }
      }
   }
   return tmp;
}
```

找出人名相关的序列，也就是把词图映射到 Trie 树上。

```
public static class MatchValue {
   ArrayList<NameSpan> left; //规则的左边部分
   ArrayList<PersonType> right; //规则的右边部分
   ArrayList<String> term; //对应的词序列
}
```

词图上的每个节点上都可能有几条路径通过。只保留那些能走到底的路。查找过程的输入是特征词图和开始找的位置，返回多个可能的识别规则：

```
/**
 * 词图映射到 trie 树上，也就是从词图指定位置开始找识别规则
 * @param g 人名特征词图
 * @param offset 开始位置
 * @return  匹配结果
 */
public ArrayList<MatchValue> intersect(AdjList g, int offset) {
   ArrayList<MatchValue> match = new ArrayList<MatchValue>(); //映射结果
   Stack<StatePair> stack = new Stack<StatePair>(); //存储遍历状态的堆栈
   ArrayList<PersonType> path = new ArrayList<PersonType>();  //类型序列
   ArrayList<String> term = new ArrayList<String>();  //人名特征词序列

   stack.add(new StatePair(path, offset, rules.rootNode, term));
   while (!stack.isEmpty()) { //堆栈内容不是空
      StatePair stackValue = stack.pop(); //弹出堆栈
```

```
      //取出图中当前节点对应的边
      EntityLinkedList edges = g.edges(stackValue.s1);

      //取出树中当前节点对应的类型
      Set<PersonType> types = stackValue.s2.getChildren().keySet();
      ArrayList<NextInput> ret = intersection(edges, types);
      if (ret == null)
         continue;
      for (NextInput edge : ret) { //遍历每个有效的输入
         //向下遍历树
         TrieNode state2 = stackValue.s2.getChildren().get(edge.type);
         //向前遍历图上的边
         int end = edge.end;
         if (state2 != null) {
            ArrayList<PersonType> p = new ArrayList<PersonType>(
                  stackValue.path);
            p.add(edge.type);

            ArrayList<String> t = new ArrayList<String>(stackValue.term);
            t.add(edge.term);

            stack.add(new StatePair(p, end, state2, t)); //压入堆栈
            if (state2.isTerminal()) { //是可以结束的节点
               match.add(new MatchValue(state2.getNodeValue(), p, t));
            }
         }
      }
   }

   return match;
}
```

特征词图的每个节点开始向后找规则。

```
UnknowGrammar unknowGrammar = UnknowGrammar.getInstance();

for (int i = 0; i < atomCount; ++i) {
   //从特征词图指定位置开始求交集
   ArrayList<MatchValue> match = unknowGrammar.intersect(g, i);
   //处理找到的未登录词
}
```

全切分词图匹配上右边的模式后用左边的模式替换。

肯德基套餐中的汉堡可以搭配不同的饮料：可乐、雪碧或者芬达。识别出来的候选人名可以搭配采用最大长度匹配、一元概率或者二元概率分词方法。接下来三节分别介绍候选人名在这三种搭配中的使用方法。

2.8.3　最长人名切分

最简单的中文分词算法是最大长度匹配方法。可以把识别出来的候选人名当作普通的词，使用最大长度匹配方法得到最终的分词结果。例如，输入句子是“程正泰的父亲是一位京剧票友，素与杨宝森先生交好。”识别出候选人名：[程正泰、杨宝、杨宝森]。

里边识别出了一些无效的人名，有啥办法过滤？简单的做法是：对“杨宝森”和“杨宝”这两个人名，开始位置一样，取最长的人名，所以留下“杨宝森”这个人名。这就是最长人名切分。

如果不识别未登录人名，则“杨宝森”这样的未登录人名会成为切分碎片。

规则概率。例如：“新华社/nt　记者/n　樊/nr　如钧/nr　摄/Vg”这个未登录词规则总共出现了多少次。

2.8.4　一元概率人名切分

整合未登录词识别的中文分词切分过程如下。

（1）从整篇文章识别未登录词。

（2）按规则识别英文单词或日期等未登录词。

（3）对输入字符串切分成句子：对一段文本进行切分，首先是依次从这段文本里面切分出一个句子出来，然后再对这个句子进行分词。

（4）生成全切分词图：根据基本词库对句子进行全切分，并且生成一个邻接链表表示的词图。

（5）计算最佳切分路径：在这个词图的基础上，运用动态规划算法生成切分最佳路径。

（6）词性标注：可以采用 HMM 方法。

（7）未登录词识别：应用规则识别未登录词。

（8）按需要的格式输出结果。例如输出成全文检索软件 Lucene 需要的格式。

把识别出来的候选人名都加入到一元分词词图。然后在词图上找最佳切分方案。

```
String sentence = "邓颖超生前使用过的物品";
AdjList g = new AdjList(sentence .length()+1);//存储所有被切分的可能的词
//根据词典得到切分词图…
g.addEdge(new CnToken(0, 2, logProb1, "邓颖")); //增加候选人名到切分词图
g.addEdge(new CnToken(0, 3, logProb2, "邓颖超"));
```

最长人名切分并没有用到概率。人名识别出来以后，按照一元概率分词的计算公式，需要计算识别出来的人名本身的概率，然后参与后续选择切分方案的计算。先把未登录词打折，然后所有的未登录人名都当成一个普通词来看。例如：我爸叫李刚。识别出来的人名是“李刚”，则 *P*(李刚) = *P*(人名) * *P*(李刚|人名)。

P(李刚|人名)=(姓李的频率/总的姓的频率)*(刚作为单名的频率/总的单名的频率)*(姓+单名这条规则的出现概率)

一个简化的情景：假设有五个姓，出现概率都是 0.2，十个名字，出现概率都是 0.1。两条规则，其中一条规则 A 出现概率是 0.8，另外一条规则 B 出现概率是 0.2。规则 A 只是一个姓，规则 B 是一个姓+名字。在所有人名中，看到符合规则 A 中的某个姓的概率是：0.8*0.2。看到符合规则 B 中的某个姓+名字的概率是：0.2*0.2*0.1。

把未登录词打折也就是从 *P*(人名)中分出一部分概率出来给识别出来的某个人名。例如，一元词典 coreDict.txt 中包括一个条目：“未??人:2:16294”。就是说语料库中所有人名总的词频数是 16294，则 *P*(人名)= (16294/*n*)。这里的 *n* 是词典中的词频总数。

从这其中的总次数中切一部分给新识别出的人名，例如：“李四”给 20 次。“孙俊”给 10 次，因为姓孙的比姓李的在语料库中出现的次数少。nr.txt 中有这样的频率。

比如识别出来一个“孙有才”，到 nr.txt 里找出“孙:1:1000”。表示“孙”作为一个姓出现了 1000 次。还有个 nr.ctx，其中记录了：“1:15550”。表示“姓”总共出现了 15550 次。姓出现的频次是 15550。根据这个算 1000/15550，就是姓孙的概率。

2:12132 + 4:2354 比 1:15550 的值小，因为有些是单姓，后面不跟名。

人名概率 = 规则概率 * 规则中每个部分的概率

例如：姓 + 单名 这条规则出现的概率是 0.3，姓 + 双名 出现概率是 0.4，姓单独出现的概率是 0.1，单名 单独出现的概率是 0.1，双名单独出现的概率是 0.1。如果识别出来一个“姓 + 单名”，姓的出现概率是 0.01，单名的出现概率也是 0.01，则人名概率 = 0.3 * 0.01 * 0.01。

人名识别模式集合：

//BBCD：姓+姓+名 1+名 2;

//BBE：姓+姓+单名;
//BBZ：姓+姓+双名成词;
//BCD：姓+名 1+名 2;
//BE：姓+单名;
//BEE：姓+单名+单名;韩磊磊
//BG：姓+后缀
//BXD：姓+姓双名首字成词+双名末字
//BZ：姓+双名成词;
//CD：名 1+名 2;
//EE：单名+单名;
//FB：前缀+姓
//XD：姓双名首字成词+双名末字
//Y：姓单名成词

频次及概率：

BBCD 343 0.003606
BBC 2 0.000021
BBE 125 0.001314
BBZ 30 0.000315
BCD 62460 0.656624
BEE 0 0.000000
BE 13899 0.146116
BG 869 0.009136
BXD 4 0.000042
BZ 3707 0.038971
CD 8596 0.090367
EE 26 0.000273
FB 871 0.009157
Y 3265 0.034324
XD 926 0.009735

识别人名后的人名概率是一项，而如果不识别人名，按单字乘概率，就是两项了。例如，识别人名后的概率是 *P*(李刚)，识别人名前的概率是 *P*(李) * *P*(刚)。所以增加人名识别后，得出

的句子概率可能更大。

2.8.5 二元概率人名切分

为了根据上下文进一步提高人名切分的准确度，可以根据二元模型计算包含候选人名的句子概率。以“我爸是李刚”为例，计算 *P*(我|start) * *P*(爸|我) * *P*(是|爸) * *P*(人名|是) * *P*(李刚|人名) * *P*(end|人名)。借助二元词典中的“是@人名”还有“人名@end”这样的二元连接计算这个切分方案的概率。

“素与**杨宝森**先生交好。”借助二元词典中“与@人名”还有“人名@先生”这样的二元连接。

例如“邓颖超生前使用过的物品”这句话，识别出来候选人名：“邓颖”和“邓颖超”。词典中可能存在“人名@生前”还有“人名@超生”这样的二元连接。因为“邓颖/超生/前”比“邓颖超/生前”多一个词，所以不太可能分成“邓颖/超生/前”，而更有可能分成“邓颖超/生前”。

把识别出来的候选人名都加入到二元分词词图。然后在词图上找最佳切分方案，如图 2-48 所示。

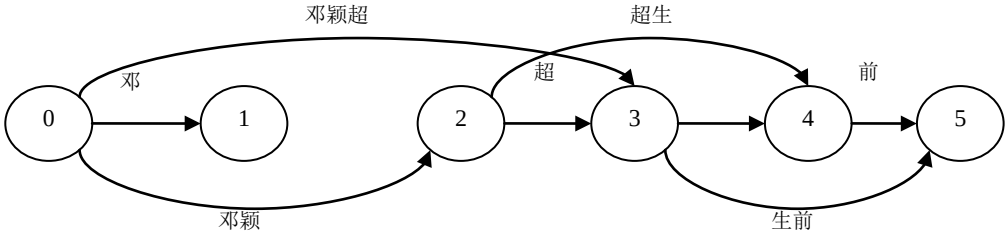


图 2-48　人名词图

例如，原文:京剧《谢瑶环》张馨月《勘玉钏》李艳艳 《捧印》郭睿玥《战金山》胡紫珊 《断桥》马佳 《廉锦枫》张晨萱

识别出来候选人名：

[谢瑶，李艳艳，马佳，张馨月，胡紫，张馨，金山，战金山，战金，李艳，胡紫珊，张晨，张晨萱]。

把人名放到切分词表再次根据上下文计算概率。例如，“》”到“人名”有个二元连接概

率。“人名”到“《”也有个二元连接概率。

如何表示二元连接概率呢？在 bigramDict.txt 中，有类似“》@未??人:2”这样的条目。仍然用二元分词过滤掉无效人名。

例如“》@未??人:2”。这个“未??人”是词性。所有的未登录人名词概率加在一起，当作人名的概率 P(人名)。PersonName 也就是“未??人”。

但是对于某个具体识别出来的未登录人名 *x*，要有个人名到 *x* 的发散概率。

x 的出现频率 / PersonName 的概率。

问题经过转化后，

int bigramFreq = getBigramFreq(t2, t1);

通过二元分词把未登录词选择的问题顺便搞定了。

操作步骤是：先做规则识别，找出候选未登录词。识别出来之后。识别出来的词有个类别，这里是人名类别。按类别再计算下二元分词。比如“》李宁玉”。仍然用二元连接“》@人名”。识别出：李宁、李宁玉。“》李宁玉”的下文是什么？“人名@结束符号”。

用“》@人名”和“人名@结束符号”这两个包含词类别的二元搭配频率就行了。

为了方便插入未登录词，把所有的词放入邻接链表。同时，为了方便找指定词的前驱词集合，所有的词也放入逆邻接链表。用动态规划的方法求解二元切分词图最短路径的伪代码如下：

```
for(CnToken currentWord: segGraph){  //邻接链表从前往后遍历切分词图中的每个词
   //逆邻接链表得到当前词的前驱词集合
   CnTokenLinkedList prevWordList = segGraph.prevWordList(currentWord.start);
   double wordProb = Double.MAX_VALUE; //侯选词概率
   CnToken minNode = null;
   for(CnToken prevWord : prevWordList ){
     double currentProb = transProb(prevWord,currentWord)+ prevWord.logProb;
     if(currentProb<wordProb){
           wordProb = currentProb;
           minNode = prevWord;
     }
   }
   currentWord.bestPrev = minNode;  //设置当前词的最佳前驱词
   currentWord.logProb = wordProb;   //设置当前词的词概率
}
```

原文：京剧《谢瑶环》张馨月 《勘玉钏》李艳艳 《捧印》郭睿玥 《战金山》胡紫珊 《断

桥》马佳 《廉锦枫》张晨萱

候选人名：[张馨，郭睿玥，李艳艳，马佳，张馨月，张晨萱，张晨，胡紫珊，胡紫，李艳]

利用“人名@空格”，识别出人名“张馨月”。

原文:教戏先教功，杨宝森又请来著名武净钱宝森教程把子功，所费均由杨付。

候选人名：[杨宝森，武净，钱宝森，杨付]

但是这个又有问题，“武净”和“杨付”都不是人名

“武净”可以通过行业词给屏蔽掉。“杨付”用三元连接解决掉：“由@人名@付”。

杨生前/n 的/uj 物品/n 。/w

词频二元分词 : [杨生前/n，的/uj，物品/n，。/w]

姓氏@生前这个靠谱点，比如，李@生前 ，杨@生前 ...。都是“姓氏@生前”。

也就是“词类@普通词”。放在一个二元词典中。

假如一个词上面，某个二元关系有重复怎么办？

张三@生前 ，人名@生前

把未登录词打折，然后所有的未登录人名词都当成一个普通词来看。这样就把“未登录词@文本”和“文本@未登录词”特征加到现有的计算框架。计算文本到未登录词的公式如下：

$$P(w_{\text{unkown}}|w_{\text{prev}})= P(t_{\text{unknow}}|w_{\text{prev}})P(w_{\text{unkown}}|t_{\text{unknow}})$$

识别出来新词按发射概率定义的比例分摊 t.freq 和 bigramFreq。

$$P(w_{\text{unkown}}|w_{\text{prev}})= P(t_{\text{person}}|w_{\text{prev}})P(w_{\text{unkown}}|t_{\text{person}})$$

然后根据这个比例，从“未??人”那边切一部分概率出来，分给姓孙的 1000 个人名次。“未??人”整个作为一个词参与二元概率分词计算。

例如，原文: 杨生前的影响力,都起到了很大的作用。

候选人名：: [都起，杨生，杨生前]

过滤结果: []

原文: 教戏先教功，杨宝森又请来著名武净钱宝森教程把子功，所费均由杨付。

候选人名： [钱宝，武净，杨宝，钱宝森，杨宝森，杨付]

过滤结果: [杨宝森，钱宝森]

原文:　　杭子和司鼓

识别结果:　　[杭子和]

“司鼓”作为词搭配人名。司鼓作为人名的下文。二元连接中也要有“人名@司鼓”。

过滤结果:　　[杭子和]

“杨@生前”也是“未??人”的概率分一部分给杨，所以还是“未??人@生前”。

先识别出人名，然后在用 *n* 元模型再次切分，就相当于过滤了。

在词图中再次切分时，不一定要选择规则匹配出来的未登录词。也就是说，根据二元连结算概率最大的切分路径。概率最大的切分路径当然可能不包括规则匹配出来的未登录词。

例如，原文是：连梅兰芳、周信芳也曾带艺到富连成“进修”

识别结果: [梅兰, 梅兰芳, 周信芳, 兰芳, 连成, 信芳, 信芳也, 周信]

过滤结果: [梅兰芳, 周信芳]

梅兰芳、梅兰，不包括梅兰。

切分“老生黄桂秋”的过程：首先用人名特征把“黄桂秋”识别成一个人名。然后用“老生@人名”这样的二元连接切分出“老生/黄桂秋”。

找出的未登录词首先加入基本词库，通过 addword 方法。如果需要，可以把识别出的词用一个临时的文件存起来。临时文件中存储的词要经过人工确认后才能确定确实是词。

有时候会把一些不是人名的词当作人名了。可以用依存关系改进判断是否存在人名的准确性。

2.8.6　未登录地名

大的地名往往在词典中已经有了，未登录地名包括一些新建小区。例如“**太子花苑** 12 号楼开始交房了。”

首先专门切分地址串，然后再从一段文本中识别出地名。

可以用二元或三元语言模型来整合未登录词本身的概率和未登录词所在的上下文这两种信息。

未登录地名识别过程是：

（1）选取未登录地名候选串。

（2）未登录地名特征识别。

（3）对每个候选未登录地名根据词图和词之间的依存关系特征判断是否真的地名。

（4）得到最终的输出结果。

2.8.7 未登录企业名

有人吃一碗清汤牛肉面后，要求开发票，服务员问“啥单位”。此人说：“中华人民共和国新疆维吾尔自治区伊犁哈萨克自治州察布查尔锡伯族自治县奥依亚依拉克乡奥依亚依拉克村村民委员会古且末国历史文化遗址申报联合国教育科学文化组织世界非物质文化遗产工作领导小组办公室。”老板说：晕，不要钱了！

未登录企业名的例子：“自创立之日起，**智明星通**就坚定相信中国互联网产业会延续中国制造业的国际化进程，拥有属于自己的创新，并在世界舞台享有自己的一席之地。”

根据规则识别。例如“挖 **微软** 公司 的墙角。”对应未登录企业名识别规则“上文 未登录企业 公司功能词 下文”。

2.9 平滑算法

最大似然估计可能会有问题，例如抛硬币，如果只抛三次，不能因为有两次是正面就认为正面的概率是 2/3。

语料是有限的，不可能覆盖所有的词汇。比如说 N 元模型，当 N 较大的时候，由于样本数量有限，导致很多的先验概率值都是 0，这就是零概率问题。当 N 值是 1 的时候，也存在零概率问题，也就是说一元模型中也存在零概率问题。例如一些词在词表中，但是却没有出现在语料库中。这说明语料库太小了，没能包括一些本来可能出现的词的句子。

做过物理实验的都知道，我们一般测量了几个点后，就可以画出一条大致的曲线，这叫作回归分析。利用这条曲线，可以修正测量的一些误差，并且还可以估计一些没有测量过的值。平滑算法用观测到的事件来估计的未观察到的事件的概率。例如从那些比较高的概率值中匀一些给那些低的或者是 0。为了更合理地分配概率，可以根据整个直方图分布曲线去猜那些为 0 的实际值应该是多少。

由于训练模型的语料库规模有限且类型不同，许多合理的搭配关系在语料库中不一定出现，因此会造成模型出现数据稀疏现象。数据稀疏在统计自然语言处理中的一个表现就是零概率问题。有各种平滑算法来解决零概率的问题。例如，我们对自己能做到的事情比较了解，而不太了解别人是否能做到一些事情，这样导致高估自己而低估别人。所以需要开发一个模型减少已

经看到的事件的概率，而允许没有看到的事件发生。

平滑有黑盒方法和百盒方法两种。黑盒平滑方法把一个项目作为不可分割的整体。而白盒平滑方法把一个项目作为可分拆的，可用于 N 元模型。

加法平滑算法是最简单的一种平滑。加法平滑的原理是给每个项目增加 lambda(1>=lambda>=0)，然后再除以总数作为项目新的概率。因为数学家拉普拉斯（laplace）首先提出用加 1 的方法估计没有出现过的现象的概率，所以加法平滑也叫作拉普拉斯平滑。

下面是加法平滑算法的一个实现，注释中以词为例来理解代码：

```
//根据原始的计数器生成平滑后的分布
public static <E> Distribution<E> laplaceSmoothedDistribution(
                                GenericCounter<E> counter,
                                int numberOfKeys,
                                double lambda) {
   Distribution<E> norm = new Distribution<E>();//生成一个新的分布
   norm.counter = new Counter<E>();
   double total = counter.totalDoubleCount();//原始的出现次数
double newTotal = total + (lambda * (double) numberOfKeys);//新的出现次数
//有多大可能性出现零概率事件
double reservedMass =
               ((double) numberOfKeys - counter.size()) * lambda / newTotal;
   norm.numberOfKeys = numberOfKeys;
   norm.reservedMass = reservedMass;
   for (E key : counter.keySet()) {
     double count = counter.getCount(key);
     //对任何一个词来说，新的出现次数是原始出现次数加 lambda
     norm.counter.setCount(key, (count + lambda) / newTotal);
   }
   if (verbose) {
     System.err.println("unseenKeys=" + (norm.numberOfKeys - norm.counter.size()) + "
seenKeys=" + norm.counter.size() + " reservedMass=" + norm.reservedMass);
     System.err.println("0 count prob: " + lambda / newTotal);
     System.err.println("1 count prob: " + (1.0 + lambda) / newTotal);
     System.err.println("2 count prob: " + (2.0 + lambda) / newTotal);
     System.err.println("3 count prob: " + (3.0 + lambda) / newTotal);
   }
   return norm;
}
```

需要注意的是 reservedMass 是所有零概率词的出现概率的总和，而不是其中某个词出现概率的总和。取得指定 key 的概率实现代码可以看到：

```
public double probabilityOf(E key) {
   if (counter.containsKey(key)) {
     return counter.getCount(key);
   } else {
     int remainingKeys = numberOfKeys - counter.size();
     if (remainingKeys <= 0) {
       return 0.0;
     } else {
       //如果有零概率的词,
       //则这个词的概率是 reservedMass 分摊到每个零概率词的概率
       return (reservedMass / remainingKeys);
     }
   }
}
```

这种方法中的 lambda 值不好选取，在接下来介绍的另外一种平滑算法 Good-Turing 方法中则不需要 lambda 值。为了说明 Good-Turing 方法，首先定义一些标记：

假设词典中共有 x 个词。在语料库中出现 r 次的词有 N_r 个。例如，出现 1 次的词有 N_1 个。

则语料库中的总词数 N=0*N_0+ 1*N_1+r*N_r+…

而 x=N_0+ N_1+N_r+…

使用观察到的类别 r+1 的全部概率去估计类别 r 的全部概率。计算中的第一步是估计语料库中没有见过的词的总概率 $p_0 = N_1 / N$，分摊到每个词的概率是 $N_1 / (N*N_0)$。第二步估计语料库中出现过一次的词的总概率 $p_1 = N_2*2 / N$，分摊到每个词的概率是 $N_2*2/ (N*N_1)$。依此类推，当 r 值比较大时，N_r 可能是 0，这时候不再平滑。词的概率图如图 2-49 所示。

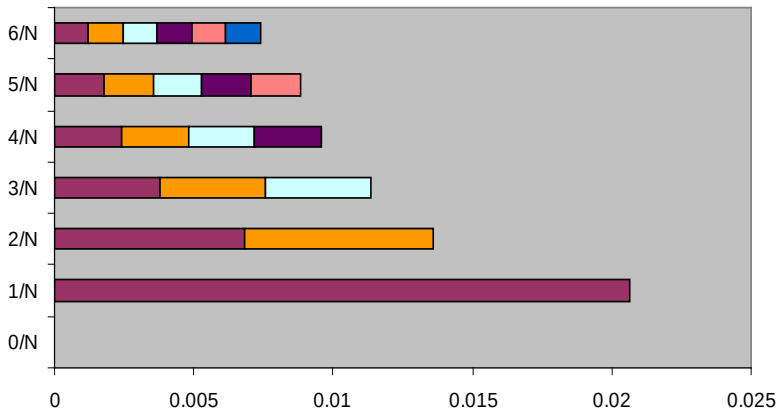


图 2-49　词的概率图

Good-Turing 平滑实现代码如下：

```
public static <E> Distribution<E> goodTuringSmoothedCounter(
                                GenericCounter<E> counter,
                                int numberOfKeys) {
   //收集计数数组，也就是直方图
   int[] countCounts = getCountCounts(counter);

   //如果计数数组不可靠，就不要用 Good-Turing 方法
   //而采用拉普拉斯平滑方法
   for (int i = 1; i <= 10; i++) {
     if (countCounts[i] < 3) {
       return laplaceSmoothedDistribution(counter, numberOfKeys, 0.5);
     }
   }

   double observedMass = counter.totalDoubleCount();
   double reservedMass = countCounts[1] / observedMass;

   //计算和缓存调整后的频率，同时也调整观察到的项目的总数
   double[] adjustedFreq = new double[10];
   for (int freq = 1; freq < 10; freq++) {
     adjustedFreq[freq] = (double) (freq + 1) * (double) countCounts[freq + 1] /
                          (double) countCounts[freq];
     observedMass -= ((double) freq - adjustedFreq[freq]) * countCounts[freq];
   }

   double normFactor = (1.0 - reservedMass) / observedMass;

   Distribution<E> norm = new Distribution<E>();
   norm.counter = new Counter<E>();

   //填充新的分布，同时重新归一化
   for (E key : counter.keySet()) {
     int origFreq = (int) Math.round(counter.getCount(key));
     if (origFreq < 10) {
       norm.counter.setCount(key, adjustedFreq[origFreq] * normFactor);
     } else {
       norm.counter.setCount(key, (double) origFreq * normFactor);
     }
   }

   norm.numberOfKeys = numberOfKeys;
```

```
    norm.reservedMass = reservedMass;
    return norm;
}
```

对条件概率的 *N* 元估计平滑：

$$P_{\mathrm{GT}}(w_i \mid w_1,...,w_{i-1}) = \frac{c^*(w_1,...,w_i)}{c^*(w_1,...,w_{i-1})}$$

这里的 c*来源于 GT 估计，也就是 Good-Turing 估计。

例如，估计三元条件概率：

$$P_{\mathrm{GT}}(w_3 \mid w_1,w_2) = \frac{c^*(w_1,w_2,w_3)}{c^*(w_1,w_2)}$$

对于一个没见过的三元联合概率是：

$$P_{\mathrm{GT}}(w_1,w_2,w_3) = \frac{c_0^*}{N} = \frac{N_1}{N_0 \times N}$$

对于一元和二元模型也是如此。

N 元分词中，没有在词表中出现的单字都要根据 GT 估计给一个概率。

2.10 机器学习的方法

机器学习解决问题的套路是：根据训练集产生模型，根据模型分析新的实例。

可以把机器学习的方法分成产生式和判别式两种。例如，在分词模型中，根据 $P(C|S)*P(S)$ 计算 $P(S|C)$，也就是根据联合概率 $P(C, S)$计算 $P(S|C)$。抽象来说，假定输入是 x，类别标签是 y。产生式模型估计联合概率 $P(x, y)$，因为可以根据联合概率来生成样本，所以叫作产生式模型。判别式模型估计条件概率 $P(y|x)$，因为没有 x 的知识，无法生成样本，只能判断分类，所以叫作判别式模型。

产生式模型可以根据贝叶斯公式得到判别式模型，但反过来不行。例如下面的情况：

(1,0), (1,1), (2,0), (2, 1)

假设计算出联合概率 $p(x, y)$如下：

$P(1, 0) = 1/2$, $P(1, 1) = 0$, $P(2, 0) = 1/4$, $P(2, 1) = 1/4$

假设计算出条件概率 $P(y|x)$：

$$P(0|1) = 1, P(1|1) = 0, P(0|2) = 1/2, P(1|2) = 1/2$$

判别式模型得到输入 x 在类别 y 上的概率分布。

2.10.1　最大熵

熵（information entropy）是信息论的核心概念，它描述一个随机系统的不确定度。设离散随机变量 X 取值 A_K 的概率为 P_K，这里 K=1, 2,⋯ ,n，$P_K > 0$，$\sum_{K=1}^{n} P_K = 1$。则熵定义为：

$$H(X) = -\sum_{K=1}^{n} P_K \log(P_K)$$

一个团队内部要有规矩，让各位成员和谐共处。数学公式只是一个让各种数值能够达成某个目标的形式，计算熵值的公式也是如此。

最大熵原理（Maximum Entropy）描述在一定条件下，随机变量满足何种分布时熵取得最大值。例如，在离散随机变量情况下，当概率分布为平均分布，即 $P_K = \frac{1}{N}$ 时，熵取最大熵。

最大熵框架粗略的想法是：不要比你所观察到的东西做其他任何更多的概率分布假设。

举个例子，一个快餐店提供 3 种食品：汉堡(B)、鸡肉(C)、鱼(F)。价格分别是 1 元、2 元、3 元。已知人们在这家店购买一种食品的平均消费是 1.75 元，求顾客购买这 3 种食品的概率。符合条件的概率有很多，但是一个稳定的系统往往都趋向于使得熵最大。如果假设买这三种食品的概率相同，那么根据熵公式，这不确定性就是 1(熵等于 1)。但是这个假设很不合适，因为这样算出来的平均消费是 2 元。我们已知的信息是：

$$P(B)+P(C)+P(F) = 1$$

$$1*P(B)+2*P(C)+3*P(F) = 1.75$$

以及关于对概率分布的不确定性度量，熵：

$$S = -P(B)\log(P(B)) - P(C)\log(P(C)) - P(F)\log(P(F))$$

对前两个约束，两个未知概率可以由第三个量来表示，可以得到：

$$P(C) = 0.75 - 2*P(F)$$

$$P(B) = 0.25 + P(F)$$

把上式代入熵的表达式中，熵就可以用单个概率 $P(F)$来表示：

$$S = -(0.25+P(F))\log(0.25+P(F)) - (0.75-2*P(F))\log(0.75-2*P(F)) - P(F)\log(P(F))$$

对这个单变量优化问题，很容易求出 $P(F)$=0.216 时熵最大，S=1.517，P(B)=0.466，P(C)=0.318。

x 是类别 c 的概率是：

$$P(c \mid x) = \frac{\exp\sum_i w_i f_i}{Z} = \frac{\exp(\sum_i w_{ci} f_i(c,x))}{\sum_{c' \in C} \exp(\sum_i w_{c'i} f_i(c',x))}$$

把这个公式叫作最大熵的原因是：这个形式能让类别分布的熵值达到最大。这个形式能让类别分布的熵值达到最大。也就是说能让 $P(c)$的熵值最大。

特征函数 f_i 的返回值只取 0 或者 1 两个值中的一个，这样的函数叫作指示函数。特征函数 f_i 接收两个输入参数类别 c 和观察到的对象 x。例如，把最大熵用于解决词性标注的问题。要给“Secretariat is expected to race tomorrow.”这句话中的单词 race 标注一个词性。

Secretariat/NNP is/VBZ expected/VBN to/TO race/?? tomorrow/NN

一个有用的特征是：要标注的 race 这个词可能是名词。所以特征 $f_1(c,x)$的定义是：如果单词 x 是 race，而且类别 c 是 NN，则返回 1，否则返回 0。每个特征函数有个对应的重要度 w，例如特征 $f_1(c,x)$对应的重要度 $w_1(c,x)$的值是 0.8。

词性 TO 后面可能跟词性 VB。特征 $f_2(c,x)$的定义是：如果前一个单词的类型是 TO，而且当前单词的类别是 VB，则返回 1，否则返回 0。这个特征的重要度是 0.8。

特征 $f_3(c,x)$的定义是：当前词词尾是 ing，而且当前单词的类别是 VBG，则返回 1，否则返回 0。这个特征的重要度是 0.5。

特征 $f_4(c,x)$的定义是：当前词是小写的，而且当前单词的类别是 VB，则返回 1，否则返回 0。这个特征的重要度是 0.01。

特征 $f_5(c,x)$的定义是：当前词是 race，而且当前单词的类别是 VB，则返回 1，否则返回 0。这个特征的重要度是 0.1。

特征 $f_6(c,x)$的定义是：如果前一个单词的类型是 TO，而且当前单词的类别是 *NN*，则返回 1，否则返回 0。这个特征的重要度是-1.3。

例如，把 race 这个词标注成类别 *NN* 符合特征 f_1 和 f_6。score(NN)= λ1+λ6。因此 $P(NN|x)$是：

$$P(NN \mid x) = \frac{e^{0.8}e^{-1.3}}{e^{0.8}e^{-1.3} + e^{0.8}e^{0.01}e^{0.1}} = 0.2$$

把 race 这个词标注成类别 VB 符合特征 f_2、f_4 和 f_5。score(*VB*)= $\lambda 2+\lambda 4+\lambda 5$。因此 $P(VB|x)$是：

$$P(VB \mid x) = \frac{e^{0.8}e^{0.01}e^{0.1}}{e^{0.8}e^{-1.3} + e^{0.8}e^{0.01}e^{0.1}} = 0.8$$

因为 $P(NN|x) < P(VB|x)$，所以把 race 这个词标注成类别 VB。

回顾下计算概率的公式。每个特征相当于是一个投票者。特征对应的权重相当于是投票权。如果待分类的对象满足某个特征，则相当于它拉到了一个投票。e 的任意次方都是正数，如果特征对应的权重是负数，就相当于对象被投了反对票，因为 e 的负数次方小于 1。因为概率必须是非负数，e 的任意次方正好满足这个需要。分母是用来归一化的值，让概率值位于 0 和 1 之间。

调用 java.lang.Math.exp()方法计算一个数的 e 次方。计算 P($NN|x$)的程序如下：

```
double molecular = Math.exp(0.8) * Math.exp(-1.3);  //分子
double sigma = molecular + Math.exp(0.8) * Math.exp(0.01) * Math.exp(0.1); //分母
System.out.println(molecular / sigma);  //输出概率
```

最大熵返回的是一个和类别相关的概率分布，所以 $P(NN|x)+P(VB|x)=1$。

opennlp.maxent(http://maxent.sourceforge.net/)是一个最大熵分类器的实现。模型文件位于 http://opennlp.sourceforge.net/models-1.5/。实现英文词性标注需要模型文件：en-pos-maxent.bin。

使用最大熵模型对英文切分和标注的例子：

```
public class Main{
  private static final String TOKENS = "path to EnglishTok.bin.gz";
  private static final String DICT = "path to dict.bin.gz";
  private static final String TAGDICT = "path to tag.bin.gz";

  private static final String TEXT = "This is a testing sentence";

  public static void main(String[] args)  {
    try
    {
      TokenizerME tokenizer =
                  new TokenizerME(
                  (new SuffixSensitiveGISModelReader(
                   new File(TOKENS))).getModel());  //初始化切分类
     tokenizer.setAlphaNumericOptimization(true);
```

```
    String[] tokens = tokenizer.tokenize(TEXT);  //得到词序列

    POSTaggerME postagger =
                  new POSTaggerME(getModel(TAGDICT),
    new DefaultPOSContextGenerator(new Dictionary(DICT)));  //初始化词性标注类
    String[] tags = postagger.tag(tokens); //得到词性序列

    if(tags!=null)
      for(int i=0;i<tags.length;i++)
        System.out.println("tag "+i+" = "+tags[i]);

   } catch (IOException ex)
   {
    Logger.getLogger(Main.class.getName()).log(Level.SEVERE, null, ex);
   }
  }

  private static MaxentModel getModel(String name) {
     return new SuffixSensitiveGISModelReader(new File(name)).getModel();
  }
}
```

例如，对于输入词序列：

```
[Pierre] [Vinken] [,] [61] [years] [old] [,] [will] [join] [the] [board] [as] [a] [nonexecutive]
[director] [Nov.] [29] [.]
[Mr.] [Vinken] [is] [chairman] [of] [Elsevier] [N.V.] [,] [the] [Dutch] [publishing] [group]
[.]
```

返回词性标注序列：

```
[NNP] [NNP] [,] [CD] [NNS] [JJ] [,] [MD] [VB] [DT] [NN] [IN] [DT] [JJ] [NN] [NNP] [CD] [.]
[NNP] [NNP] [VBZ] [NN] [IN] [NNP] [NNP] [,] [DT] [JJ] [NN] [NN] [.]
```

这里采用的词性标注集是 Penn English Treebank POS tags。

```
      CC Coordinating conjunction
      CD Cardinal number
      DT Determiner
      EX Existential there
      FW Foreign word
      IN Preposition or subordinating conjunction
      JJ Adjective
      JJR Adjective, comparative
      JJS Adjective, superlative
      LS List item marker
```

```
MD Modal
NN Noun, singular or mass
NNS Noun, plural
NNP Proper noun, singular
NNPS Proper noun, plural
PDT Predeterminer
POS Possessive ending
PRP Personal pronoun
PRP$ Possessive pronoun
RB Adverb
RBR Adverb, comparative
RBS Adverb, superlative
RP Particle
SYM Symbol
TO to
UH Interjection
VB Verb, base form
VBD Verb, past tense
VBG Verb, gerund or present participle
VBN Verb, past participle
VBP Verb, non-3rd person singular present
VBZ Verb, 3rd person singular present
WDT Wh-determiner
WP Wh-pronoun
WP$ Possessive wh-pronoun
WRB Wh-adverb
```

宾夕法尼亚州立大学的 Ratnaparkhi 将上下文信息、词性（名词、动词和形容词等）、句子成分通过最大熵模型结合起来，做出了当时世界上最准确的词性标注系统和句法分析器。

而 http://opennlp.apache.org/则利用 maxent 实现了 Ratnaparkhi 提出的句法解析器算法。

maxent 训练多类分类问题。Maxent 的输出和 SVM 分类方法不同，SVM 训练的是 2 类分类问题。如果训练的是多类问题，可以考虑用最大熵。

例如要做一个从英文句子查找人名的分类器。假设已经有了一个训练好的模型。从下面这个句子判断 Terrence 是否一个人名。

对于下面这句话：

He succeeds Terrence D. Daniels, formerly a W.R. Grace vice chairman, who resigned.

首先要从句子中提取针对当前词“Terrence”的特征，并且转换成 context：

previous=succeeds current=Terrence next=D. currentWord IsCapitalized

送一个带有所有特征的字符串数组给模型，然后调用 eval 方法。

public double[] eval(String[] context);

返回的 double[]包含了对每个类别的隶属概率。这些隶属概率是根据 context 输入的各种特征计算出来的。double[]的索引位置和每个类别对应。例如，索引位置 0 是代表"TRUE"的概率，而索引位置 1 是代表"FALSE"的概率。可以调用下面的方法查询某个索引类别的字符串名字：

public String getOutcome(int i);

可以通过下面的方法取得 eval 返回的隶属概率数组中的最大概率所对应的类名：

public String getBestOutcome(double[] outcomes);

简单的根据特征分类的例子：

```
   RealValueFileEventStream rvfes1 = new RealValueFileEventStream("D:/
/opennlp/maxent/real-valued-weights-training-data.txt");
   GISModel realModel = GIS.trainModel(100,new OnePassRealValueDataIndexer(rvfes1,1));

String[] features2Classify = new String[] {"feature2","feature5"};
//输入特征数组返回分类结果，还可以对每个特征附加特征权重
   double[] realResults = realModel.eval(features2Classify);

   for(int i=0; i<realResults.length; i++) {
     System.out.println(String.format("classifiy with realModel: %1$s = %2$f",
realModel.getOutcome(i), realResults[i]));
   }
```

2.10.2 条件随机场

条件随机场（CRF）是一种无向图模型，它是在给定需要标记的观察序列的条件下计算整个标记序列的联合概率分布，而不是在给定当前状态条件下定义下一个状态的状态分布。即给定观察序列 O，求最佳序列 S。

用最大熵做分词。

以字符串 C“有意见分歧”为例。计算每个字符属于开始字符，还是属于后续字符的概率。类别集合 C={Begin,Continue}。

例如，特征 $f_1(c,x)$的定义是：如果当前字符 x 是“有”，类别 c 是 Begin，则返回 1，否则返回 0。

特征 $f_2(c,x)$的定义是：如果当前字符是“有”，下一个字符是“意”，类别 c 是 Begin，则返回 1，否则返回 0。

条件随机场的优点有：CRF 没有 HMM 那样严格的独立性假设条件，因而可以容纳任意的上下文信息，可以灵活的设计特征。同时，由于 CRF 计算全局最优输出节点的条件概率，它还克服了最大熵马尔可夫模型标记偏置(Label-bias)的缺点。条件随机场的缺点是：训练的时间比较长。

可以用条件随机场来做词性标注。有几个条件随机场的开源包，例如：CRF(http://sourceforge.net/projects/crf/)是一个专门的软件包，而 Mallet(http://mallet.cs.umass.edu/)和 MinorThird(http://minorthird.sourceforge.net/)则包含了相关的实现。

2.11　有限状态机

在中文分词中，有些词不是依据词表切分，而是用规则识别出来，例如：

- 数字：123,456.781　 90.7%　3/8　11/20/2000
- 日期：１９９８年　2009 年 12 月 24 日 10:30
- 电话号码：010-56837834

有些电话号码有固定的格式，一些国家的电话号码格式是：

- 美国(USA)的电话号码是由十位数字所组成，前三码是区域码，中间三位数字是交换码，再加上后四码。例如：(202) 522-2230，1-925-225-3000，212.995.5402。
- 英国(UK)的电话号码格式为 0044-[城/郡码]-[本机号码] 城郡码与本机码长短不一，城郡码有 2-4 位。例如：0171 378 0647，(4.171) 830 1007，+44(0) 1225 753678，01256 468551。
- 丹麦(Denmark)的电话号码格式：+45 43 48 60 60。
- 巴基斯坦(Pakistan)的电话号码格式：95-51-279648。
- 瑞士(Switzerland)的电话号码格式：+441/284 3797。
- 斯里兰卡(Sri Lanka)的电话号码格式：(94-1)866854。
- 德国(Germany)的电话号码格式：+49 69 136-2 98 05。
- 法国(France)的电话号码格式：33 1 34 43 32 26。
- 荷兰(Netherlands)的电话号码格式：++31-20-5200161。
- 俄罗斯(Russian)的电话号码格式：(342) 218-18-01。
- 韩国(Korea)的电话号码格式：+82-2-2185-3800。

最简单的方法是使用正则表达式识别数字、日期、电话号码、邮件地址等。还可以直接用

有限状态机识别。有限状态机给出接收字符串的结束位置和类型。

```
public enum RegularWordType{
   number,   //数字
   dateWord,  //日期
   email,    //邮件地址
   tel     //电话号码
}

public static class MatchRet {
    public RegularWordType wordType;  //规则识别出的词类型
    public int end; //记录下次匹配的开始位置
}

public class FSM{
   public boolean matchRegularWord(String sentence,
                     int start,
                     MatchRet matchRet);
}
```

同时匹配多种不同类型字符串的有限状态转换：

```
Automaton numAutomaton = //得到数字的自动机
FST fst = new FST(numAutomaton,"num");  //得到有限状态转换

Automaton dateAutomaton = //得到日期的自动机
FST fDate = new FST(dateAutomaton ,"date");
fst.union(fDate);
```

比如“阿拉伯队”。地名+“队”转换成一个机构名词可以用如下规则表示：

机构名词 => Ns + 队

对应的有限状态转移如图 2-50 所示。

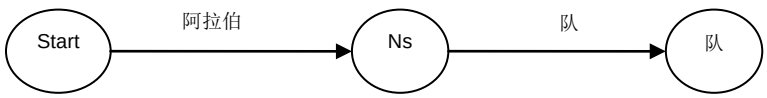


图 2-50　有限状态图

有限状态机(Finite State Machine 简称 FSM，有时也叫作有限自动机)是由状态(State)、变换(Transition)和行动(Action)组成的行为模型。有限状态机首先在初始状态(Start State)，接收输入

事件(Input Event)后转移到下一个状态。有限状态机通过条件(Guard)判断是否符合转移条件。可以把一个有限状态机看成一个特殊的有向图。常用的正则表达式就是用有限状态机实现的。

可以用状态转移表展示有限状态自动机基于当前状态和输入要移动到什么状态。

一维状态表输入通常放置在左侧，输出在右侧。输出将表示状态机的下一个状态。

有下面几种类型的动作。

- 进入动作(Entry action)：在进入状态时进行。
- 退出动作(Exit action)：在退出状态时进行。
- 输入动作(Input action)：依赖于当前状态和输入条件进行。
- 转移动作(Transition action)：在进行特定转移时进行。

例如实现接受“****年**月**日”格式的有限状态机，如图 2-51 所示。其中双圈的状态是结束状态。

每个事件有个名字，同时有些静态的预定义好的事件。事件类实现代码如下：

```
public class InputEvent {
   public static InputEvent digital4 = new InputEvent("Y");//四位数字对应的事件
   public static InputEvent digital2 = new InputEvent("D2");//二位数字对应的事件
   public static InputEvent digital1 = new InputEvent("D1");//一位数字对应的事件
   public static InputEvent yearUnitEvent = new InputEvent("年");//年对应的事件
   public static InputEvent monthUnitEvent = new InputEvent("月");//月对应的事件
   public static InputEvent dayUnitEvent = new InputEvent("日");//日对应的事件
   public static InputEvent splitEvent = new InputEvent("-");//分隔符对应的事件
   public String word; //事件名

   public InputEvent(String w)   {
      this.word = w;
   }

   public boolean equals(Object obj) {
      if (obj == null || !(obj instanceof InputEvent)) {
         return false;
      }
      InputEvent other = (InputEvent) obj;

      if(this.word!=null)   {
         if(!this.word.equals(other.word)) {
            return false;
         }
```

```
            return true;
        }

        return true;
    }
}
```

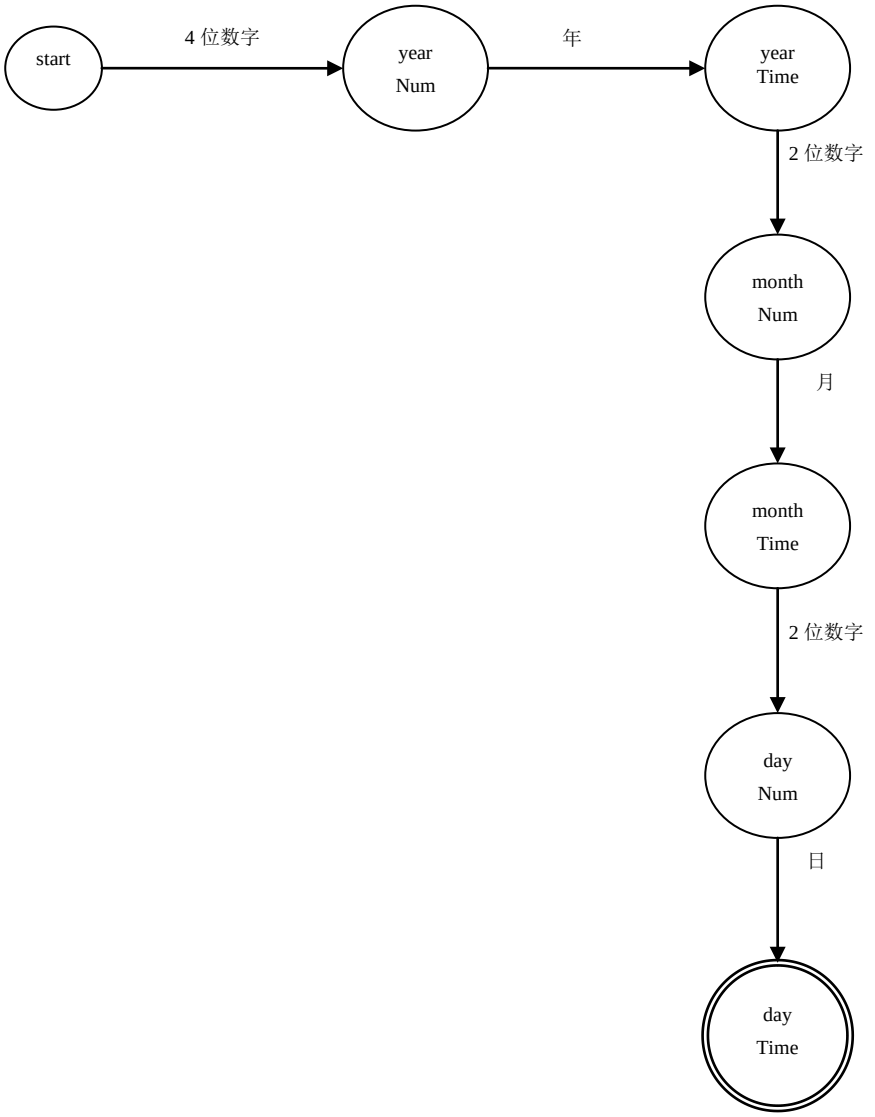


图 2-51　接收时间的有限状态图

进入状态的条件类由所对应的事件定义，实现如下：

```
public class Guard {
   private InputEvent event; //对应的事件
   private String label = "";
}
```

状态类有非结束状态和结束状态之分，State 类实现代码如下：

```
public class State {
   private static int nextId = 0;
   public int id = nextId++;  //状态编号
   private String label = "";  //状态名称
   private Collection<Transition> transitions =
          new LinkedList<Transition>();//转换到其他状态的数组
   private boolean finalState = false;
}
```

转换类定义了在什么条件下可以从哪些状态可以转换到下个状态，实现如下：

```
public class Transition {
   private State nextState; //下个状态
   private State state;  //当前状态
   private Guard guard; //从当前状态转换到下个状态的条件
}
```

在有限状态机中定义有效的状态转换：

```
State startState = createState(); //创建开始状态
startState.setLabel("start");

setStartState(startState);
reset(); //重置当前状态
//定义有限状态机
Guard numGuard = createGuard();//创建条件
numGuard.setEvent(InputEvent.yearNum);

State yearNumState = createState();
yearNumState.setLabel("yearNum");
createTransition(startState, yearNumState, numGuard); //创建状态之间的转移

State yearTimeState = createState();
yearTimeState.setLabel("yearTime");

Guard yearGuard = createGuard();
yearGuard.setEvent(InputEvent.yearUnitEvent);
```

```
createTransition(yearNumState, yearTimeState, yearGuard);

Guard num2Guard = createGuard();
num2Guard.setEvent(InputEvent.digital2);

State monthNumState = createState();
monthNumState.setLabel("monthNum");
createTransition(yearTimeState, monthNumState, num2Guard);

State monthTimeState = createState();
monthTimeState.setLabel("monthTime");

Guard monthGuard = createGuard();
monthGuard.setEvent(InputEvent.monthUnitEvent);

createTransition(monthNumState, monthTimeState, monthGuard);

Guard dayNumGuard = createGuard();
dayNumGuard.setEvent(InputEvent.digital2);

State dayNumState = createState();
dayNumState.setLabel("dayNum");
createTransition(monthTimeState, dayNumState, num2Guard);

State dayTimeState = createState();
dayTimeState.setLabel("dayTime");
dayTimeState.setFinal(true);

Guard dayGuard = createGuard();
dayGuard.setEvent(InputEvent.dayUnitEvent);

createTransition(dayNumState, dayTimeState, dayGuard);
```

执行有限状态机：

```
//从指定位置开始匹配数字
public static int matchDigital(int start, String sentence) {
   int i = start;
   int count = sentence.length();
   while (i < count) {
      char c = sentence.charAt(i);
      if (c >= '0' && c <= '9' || c >= '０' && c <= '９') {
         ++i;
      } else {
```

```
            break;
        }
    }

    return i;
}

public static boolean isDate(String s) { //通过有限状态机判断输入的字符串是否有效日期
    FSM fsm = FSM.getInstance();
    //把输入串转换成有限状态机可以接收的事件
    for(int i=0; i<s.length(); ) {
        int ret = matchDigital(i,s);
        int diff = ret - i;

        InputEvent event = null;
        if(diff==4) {
            event = InputEvent.yearNum;
            i=ret;
        }
        else if(diff==2) {
            event = InputEvent.digital2;
            i=ret;
        }
        else if(s.charAt(i)=='年') {
            event = InputEvent.yearUnitEvent;
            ++i;
        }
        else if(s.charAt(i)=='月') {
            event = InputEvent.monthUnitEvent;
            ++i;
        }
        else if(s.charAt(i)=='日') {
            event = InputEvent.dayUnitEvent;
            ++i;
        }
        else if(s.charAt(i)=='-')   {
            event = InputEvent.splitEvent;
            ++i;
        }
        if(event == null) {
            return false;
        }
```

```
      //接受事件
      MatchType matchRet = fsm.consumeEvent(event);
      if(matchRet == MatchType.Match)   {
         return true;
      }
      else if(matchRet == MatchType.MisMatch)   {
         return false;
      }
   }

   return false;
}

//测试方法
public static void main(String[] args) throws Exception {
   System.out.println(isDate("2009年05月08日"));
}
```

在定义有限状态机时，如果要接收不同格式的数据，而这些数据有共同的前缀，则这些前缀从开始状态开始共用状态。

写一个识别电话号码的有限状态机的流程：

（1）在 InputEvent 类中定义事件；

（2）写一个 toEvent(String s)方法把输入字符串转换成定义好的事件；

（3）在 FSM 类中定义状态和状态之间的转换条件；

（4）在 isPhone 方法中判断输入电话号码是否合法。

为了提高有限状态机的匹配速度，可以用幂集构造的方法把非确定有限状态机(NFA)转换成确定有限状态机(DFA)，并可以最小化 DFA，也就是使状态数量最少。

可以把有限状态机识别出来的文本放入 Trie 树。然后根据 Trie 树形成完整的切分词图。

2.12 地名切分

地图搜索中，用户输入“北京”，不应该出现和“湖北京山”相关的地名，所以需要切分地址串，把“湖北京山”切分成“[湖北] [京山]”，然后按地名进行模糊匹配。

为了方便对地址分类或者计算地址之间的相似度，也需要对地址分词。例如：Sim(杭州市文一路 3 号，杭州市文二路 3 号) < Sim(杭州市文一路 3 号，杭州市文一路 4 号)。

地址需要专用的标注类型，不能采用通用分词的形容词，名词那样的标注类型。省和直辖市有不同的搭配特点。例如直辖市后面可以直接接区，而省则不可以。所以把省和直辖市分成不同的两类。

地址切分相关的标注类型有：

- 省：例如广东、福建。
- 直辖市：例如北京、上海。
- 市：例如东莞市。
- 区：例如东城区。
- 街道：例如学院路。
- 门牌号 ：例如 156 号。
- 地标建筑：例如西单图书大厦。

例如，“广西南宁市青秀区安湖路 1 号新锐大厦”标注成：广西/省　南宁市/市　青秀区/区　安湖路/街道　1 号/号　新锐大厦/地标建筑。

可以根据行政区域简称词表得到地名的语义编码。例如，“山东省”简称“山东”。

2.12.1　识别未登录地名

会碰到很多词典中没有的需要识别的未登录地址，例如“高东镇高东二路”，需要把“高东二路”这样不在词典中的路名识别出来。可以先把输入串抽象成待识别的序列“镇后缀 UNKNOW　号码　街后缀”，然后利用规则(也叫模板)来识别并提取信息。未登录地址识别规则可以表示成如下的形式：

镇后缀　未登录街道　=>镇后缀　UNKNOW　号码　街后缀

应用规则后，把“高东/UNKNOW　镇/镇后缀　高东/UNKNOW　二/号码　路/街后缀”转换成“高东/UNKNOW　镇/镇后缀　高东二路/街道”。

也可以用这样的模板规则：

镇<街道> =>镇<UNKNOW><号码>[路|街]

首先用词表匹配出地名特征，然后再用规则识别出未登录地址。UnknowGrammar 类负责从输入串中找识别未登录词的规则。

词典文件是一些文本文件。每个类别一个文本文件，每行一个词。例如：

- province.txt 中包含省会名称和行政区域编码。其中的词往往以省结尾。

- city.txt 包含市级城市名称和行政区域编码。其中的词往往以市结尾。承德市的简称：承德也应该在这个词表中。
- county.txt 包含县以及县级区名称和行政区域编码。其中的词往往以县或者区结尾。
- town.txt 包含镇的名称和行政区域编码。其中的词往往以镇或者乡结尾。
- village.txt 包含村的名称和行政区域编码，其中的词往往以村结尾。

为了完善词表，可以从网站 http://www.chinaquhua.cn 抓取地名和对应的行政区域编码。从网站 http://bj.cityhouse.cn/street/hd/onedistlist.html 抓取每个城市地区对应的街道。并用区行政区域编码作为街道的行政区域编码。

地址标注定义成枚举类型：

```
public enum AddressType {
   Country //国家
   ,Municipality //直辖市
   ,SuffixMunicipality //特别行政区后缀
   ,Province //省
   ,City //市
   ,County //区
   ,Town //镇
   ,Street //街 例如，长安街
   ,StreetNo //街门牌号
   ,No //编号
   ,Symbol //字母符号
   ,LandMark //地标建筑 例如，**大厦  门牌设施
   ,RelatedPos //相对位置
   ,Crossing //交叉路
   ,DetailDesc //详细描述
   ,childFacility//子设施
   ,Village //村
   ,VillageNo //村编号，例如：深圳莲花一村
   ,BuildingNo //楼号
   ,BuildingUnit //楼单元
   ,SuffixBuildingUnit //楼单元后缀
   ,SuffixBuildingNo //楼号后缀
   ,Start //开始状态
   ,End  //结束状态
   ,StartSuffix//(
   ,EndSuffix//)
   ,Unknow
   ,Other
   ,SuffixProvince //
```

```
   ,SuffixCity //市后缀
   ,SuffixCounty //区后缀
   ,District //区域
   ,SuffixDistrict //区域后缀
   ,SuffixTown //镇后缀
   ,SuffixStreet //街后缀 例如，街、路、道
   ,SuffixLandMark  //地标建筑后缀
   ,SuffixVillage //村后缀
   ,SuffixIndicationFacility//指示性设施后缀
   ,IndicationFacility//指示性设施
   ,SuffixIndicationPosition//指示性设施方位后缀
   ,IndicationPosition//指示性设施方位
   ,Conj //连接词
}
```

转换成代码实现：

```
lhs = new ArrayList<AddressSpan>(); //左边的符号
rhs = new ArrayList<AddressType>(); //右边的符号
//镇后缀  UNKNOW  号码  街后缀
rhs.add(AddressType.SuffixTown);  //镇后缀
rhs.add(AddressType.Unknow); //未知词
rhs.add(AddressType.No); //号码
rhs.add(AddressType.SuffixStreet); //街后缀
//镇后缀 未登录街道
lhs.add(new AddressSpan(1,AddressType.SuffixTown));//归约长度是 1
//把“UNKNOW  号码  街后缀”3 个符号替换成“未登录街道”，因此归约长度是 3
lhs.add(new AddressSpan(3,AddressType.Street)); //街道
//加到规则库
addProduct(rhs, lhs);
```

“UNKNOW　号码　街后缀”合并成“街道”，可以记录下内部结构，这样方便后续处理。

增加规则的 addProduct 方法有两个参数：规则右边的地名序列，和规则左边的地址区间。

```
public void addProduct(ArrayList<AddressType> key, //key 代表地名序列
          ArrayList<AddressSpan> lhs)
```

其中的 AddressSpan 类表示一个区间，用来合并几个词成为一个词。

```
public class AddressSpan {
   public int length; //表示它合并几个 Token，不代表词的字符长度。
   public AddressType type; //合并后的新 Token 类型
}
```

addProduct 是 UnknowGrammar 类中的一个方法。有很多识别未登录地名的规则需要同时匹

配输入的 Token 序列。为了同时匹配这些规则，UnknowGrammar 把这些规则的右边部分组织成 Trie 树。Trie 树节点中有两个属性：

```
public final class TSTNode {
  //规则左边的部分，也就是匹配上规则后，识别出未登录词的部分
  ArrayList<AddressSpan> data;
  AddressType splitchar //表示一个地名类型，来源于规则右边部分
}
```

为了提高提取准确性，规则往往设计成比较长的形式。长的规则往往更多的参考上下文，覆盖面小，但是更准确。短的规则会影响更多的提取结果，可能这一条信息靠这条规则提取正确了，却有更多的其它记录受影响。

设计规则存储格式：“右边的符号列表@左边的符号列表”。左边的符号列表用“整数值,类型”来表示，例如：

```
Town,SuffixProvince @ 2, Province
Unknow,SuffixTown,Unknow,No,SuffixStreet@2,Town,3,Street
Town,Unknow,No,SuffixStreet@1,Town,3,Street
City,Unknow,Street@1,City,2,Street
Unknow,SuffixStreet@2,Street
Unknow,SuffixLandMark@2,LandMark
Unknow,No,SuffixStreet@3,Street
```

读入规则的程序：

```
StringTokenizer st = new StringTokenizer(line, "@");//分成左右符号串
StringTokenizer rhst = new StringTokenizer(st.nextToken(), ","); //逗号分隔
StringTokenizer lhst = new StringTokenizer(st.nextToken(), ","); //逗号分隔
ArrayList<PoiSpan> rhs = new ArrayList<PoiSpan>(); //右边的符号
ArrayList<PoiType> lhs = new ArrayList<PoiType>(); //左边的符号
while (rhst.hasMoreTokens()) {
   lhs.add(PoiType.valueOf(rhst.nextToken()));//左边类型
}
while (lhst.hasMoreTokens()) {
   rhs.add(new PoiSpan(Integer.parseInt(lhst.nextToken()), //右边符号长度
               PoiType.valueOf(lhst.nextToken()))); //右边符号类型
}
addProduct(lhs, rhs); //加入到规则库
```

可以从 Java 源代码中抽取出规则到配置文件中，实现代码如下：

```
String[] sa=str.split("addProduct");// 分割每一条规则
for(String s : sa){   //遍历每一条规则并处理
   //通过正则表达式匹配找出该条规则中所有的右边的符号
```

```
   Pattern p=Pattern.compile("rhs\\.add.POIType1\\.([a-zA-Z]+)");
   Matcher m=p.matcher(s);
   String result="";
   while(m.find()) {
      result=result+m.group(1)+",";
   }
   if("".equals(result)) {
      break;
   }

   //通过正则表达式匹配找出该条规则中所有的左边的符号
   result=result.substring(0, result.length()-1)+"@";

   Pattern
p2=Pattern.compile("lhs\\.add.new\\sPoiSpan1.([0-9]+),\\sPOIType1\\.([a-zA-Z]+)");
   Matcher m2=p2.matcher(s);
   while(m2.find()) {
      String num=m2.group(1);
      String type=m2.group(2);
      result+=num+","+type+",";
   }
   //输出提取出的规则
   System.out.println(result.substring(0, result.length()-1));
}
```

匹配上规则以后，通过替换来识别出未登录词。注意，只有当类型不同，或者区间长度大于 1 时，才执行替换。替换出新词的代码如下：

```
public static void replace(ArrayList<AddressToken> key, int offset, //词序列中的开始位置
      ArrayList<AddressSpan> spans) {
   int j = 0;  //span 位置
   for (int i = offset; i < key.size(); ++i) {
      AddressSpan span = spans.get(j);
      AddressToken token = key.get(i);
      StringBuilder newText = new StringBuilder();  //未登录词
      int newStart = token.start;
      int newEnd = token.end;
      AddressType newType = span.type;

      if(newType == token.type &&span.length==1){  //不用替换
         j++;
         if (j >= spans.size()) {
            return;
```

```
            }
            continue;
        }

        //合并多个词成为一个未登录词
        for (int k = 0; k < span.length; ++k) {
            token = key.get(i + k);
            newText.append(token.termText);
            newEnd = token.end;
        }

        //创建新的未登录词对应的 Token
        AddressToken newToken = new AddressToken(newStart, newEnd, newText
                .toString(), newType);

        //删除旧的 Token
        for (int k = 0; k < span.length; ++k) {
            key.remove(i);
        }
        //增加新的 Token
        key.add(i, newToken);
        j++;
        if (j >= spans.size()) {
            return;
        }
    }
}
```

规则替换可能会进入死循环，因为可能出现重复应用规则的情况。如果规则的左边部分小于右边部分，也就是说替换后的长度越来越短，应用这样的规则不会导致死循环。当规则的左边部分和右边部分相等时，可以用 Token 的类型的权重和来衡量，规则左边部分的权重和必须小于右边部分的权重和。这样的规则让应用于匹配序列的 Token 的类型的权重和越来越小，所以也不会产生死循环。使用 ordinal 方法取得的枚举类型的内部值大小作为权重。这样做的效果是：可以用街道代替未知类型，但是不能用未知类型代替街道。下面是检查规则的实现方法：

```
/**
 * 规则校验
 *
 * @return true 表示规则不符合规范 false 表示符合符合规范
 */
public boolean check(ArrayList<DocType> key, ArrayList<DocSpan> lhs) {
    boolean isEquals = false;
```

```
   for (DocSpan span : lhs) {
      if (span.length > 1) {
         return isEquals;
      }
   }
   int leftCount = 0;
   int rightCount = 0;
   for (DocType dy : key) {
      leftCount += dy.ordinal();
   }
   for (DocSpan sd : lhs) {
      rightCount += sd.type.ordinal();
   }

   if (leftCount <= rightCount) {
      isEquals = true;
   }
   return isEquals;
}
```

规则很多的时候，需要看一段文本匹配上了哪一条规则。或者考察某一条具体的规则可能产生的影响，先总体执行一遍数据，然后看哪些数据用了这条规则。

2.12.2　整体流程

把地址词存在 Trie 树中，采用全匹配的方法从切分串中匹配出词。虽然切分出来的每个词至少有一个类型，但是还不能唯一确定词的类型。例如，有河南省，还有个河南县。碰到“河南”这个词，需要区分它是指河南省还是河南县。需要通过词性标注消除这样的歧义。可以使用 HMM 标注词，从而消除歧义。

此外，还可以用词性序列规则的方法标注词性。一个常见的词性序列规则是：“省/市/区/街道”。

地名分词的流程如图 2-52 所示。

图 2-52　地名分词流程

首先把“广西南宁市青秀区安湖路 1 号新锐大厦”分成：[广西] [南宁市] [青秀区] [安湖路] [1 号] [新锐大厦]。然后再标注成：广西/省 南宁市/市 青秀区/区 安湖路/街道 1 号/号 新锐大厦/地标建筑。也可以先不标注词性，直接用有限状态求交集的方法从未确定词性的词序列找未登录地址识别规则。

地名分词的代码如下：

```
public static ArrayList<AddressToken> tag(String addressStr){ // 分词
   //返回带词性标注的切分结果
   //其中使用一元概率分词得到切分结果，使用 HMM 实现词性标注
   ArrayList<AddressToken> tokens = probSeg(addressStr);
   //增加开始和结束节点
   AddressToken startToken = new AddressToken(-1,0,"Start",AddressType.Start);
   tokens.add(0, startToken);
   AddressToken endToken =
      new AddressToken(g.verticesNum-1,g.verticesNum,"End",AddressType.End);
   tokens.add(endToken);

   //未登录词识别
   int offset = 0;
   while (true) {
      ArrayList<AddressSpan> lhs = grammar.matchLong(tokens, offset);
      if (lhs != null) {
         UnknowGrammar.replace(tokens, offset, lhs); //规则左边部分替换词序列
         offset = 0;  //重置匹配的开始位置
      } else {
         ++offset;
         if (offset >= tokens.size())
            break;
      }
   }
   return tokens;
}
```

mergeUnknow 这个方法就是把 Unknow 类型的 Token 合并成一个，方便后面应用识别未登录词的规则。

```
public static void mergeUnknow(ArrayList<AddTokenInf> tokens) {
   //合并未知词
   for (int i = 0; i < tokens.size(); ++i) {
      AddTokenInf token = tokens.get(i);
      if (token.data != null) {
         continue;
```

```
      }
      StringBuilder unknowText = new StringBuilder();
      int start = token.start;
      while (true) {
         unknowText.append(token.termText);
         tokens.remove(i);
         if (i >= tokens.size()) { //已经到结束位置了
            int end = token.end;

            AddTypes item = new AddTypes();
            item.put(new AddTypes.AddressTypeInf(AddressType.Unknow, 10, 0));
            AddTokenInf unKnowTokenInf = new AddTokenInf(start,
                  end, unknowText.toString(),item,0);
            tokens.add(i, unKnowTokenInf);
            break;
         }
         token = tokens.get(i);
         if (token.data != null) { //已经到了已知词的位置
            int end = token.start;

            AddTypes item = new AddTypes();
            item.put(new AddTypes.AddressTypeInf(AddressType.Unknow, 10, 0));
            AddTokenInf unKnowTokenInf = new AddTokenInf(start,
                  end, unknowText.toString(),item,0);
            tokens.add(i, unKnowTokenInf);
            break;
         }
      }
   }
}
```

2.13　企业名切分

把“北京盈智星科技发展有限公司”拆分成“北京/盈智星/科技/发展/有限公司”。此外还要对拆分出来的词分类。企业名称拆分类型如下。

- 行政区划：北京
- 功能词：股份有限公司
- 关键词：盈智星
- 小地名：桂林路
- 括号：（）

- 书名号：《》

企业名称中的词定义成枚举类型：

```
public enum CompanyType {
   Start         //开始状态
   ,End          //结束状态
   ,Country       //国家
   ,Municipality //直辖市
   ,Province      //省市
   ,City  //市
   ,County  //区
   ,SuffixCity //市后缀
   ,SuffixCounty //区后缀
   ,Function      //功能词
   ,KeyWord       //关键字
   ,Feature       //行业特点
   ,Facilities    //设施
   ,SuffixSmallAdress //镇后缀
   ,SuffixStreet //街后缀
   ,StartBraket    //（ 开始
   ,EndBraket     //）结束
   ,GuillemetStart //《 开始
   ,GuillemetEnd   //》结束
   ,Suffix        //后缀
   ,Unknow    //未知
   ,Delimiter     // -
   ,Other
}
```

“北京/盈智星/科技/发展/有限公司”拆分结果是：“北京/行政区划 盈智星/关键词 科技/功能词 发展/功能词 有限公司/功能词”。

2.13.1 识别未登录词

“北京/盈智星/科技/发展/有限公司”中的关键词“盈智星”不太可能正好在词表中。因此要识别这样的未登录词。

未登录词识别规则有：

- 机构名=>机构名 区域方位词 功能词
- 机构名=>区域方位词 关键词 功能词
- 功能词=>功能词 功能词

- 其它=>小地名 功能词
- 关键词=>小地名 关键词
- 关键词=>左书名号 其它 右书名号

在 UnknowGrammar 类中定义规则。例如：

```
lhs = new ArrayList<Span>(); //左边的序列
rhs = new ArrayList<CompanyType>(); //右边的符号序列

rhs.add(CompanyType.Unknow);
rhs.add(CompanyType.City);
rhs.add(CompanyType.Function);

lhs.add(new Span(1, CompanyType.KeyWord)); //识别出的关键词
lhs.add(new Span(1, CompanyType.City));
lhs.add(new Span(1, CompanyType.Function));

addProduct(rhs, lhs); //把这条识别规则加入到规则库
```

例如：“肯德基朝阳路店”。这里把“朝阳”当作一个区名。为了识别出朝阳路，应用规则：关键词 + 区 + 路后缀 => 关键词 + 路。

```
lhs = new ArrayList<Span>(); //左边的序列
rhs = new ArrayList<CompanyType>(); //右边的符号序列

rhs.add(CompanyType.keyWord);
rhs.add(CompanyType.County);
rhs.add(CompanyType.SuffixStreet);

lhs.add(new Span(1, CompanyType.KeyWord));
lhs.add(new Span(2, CompanyType.Street)); //识别出的路名

addProduct(rhs, lhs); //把这条识别规则加入到规则库
```

CompanyAnalyzer 调用 ComTokenizer 中的切分功能。使用示例：

```
public static void main(String[] args) throws IOException {
   final String text = "唐山聚源食品有限公司";

   CompanyAnalyzer analyzer = new CompanyAnalyzer();
   TokenStream stream = analyzer.tokenStream("field", new StringReader(text));

   //从 TokenStream 得到 TermAttribute，也就是词本身
   TermAttribute termAtt = stream.addAttribute(TermAttribute.class);
```

```
    TypeAttribute typeAtt = stream.addAttribute(TypeAttribute.class);
    OffsetAttribute offsetAtt = stream.addAttribute(OffsetAttribute.class);

    stream.reset();

    //输出所有的token直到流结束
    while (stream.incrementToken()) {
        System.out.print(termAtt.term()+" ");
        System.out.print(offsetAtt.startOffset()+" "+offsetAtt.endOffset()+" ");
        System.out.println( typeAtt.type());
    }

    stream.end();
    stream.close();
}
```

输出结果：

```
唐山 0 2 City
聚源 2 4 KeyWord
食品 4 6 Feature
有限公司 6 10 Function
公司 6 10 Function
```

2.13.2 整体流程

和地名切分类似，企事业机构的完整名称拆分流程如图 2-53 所示。

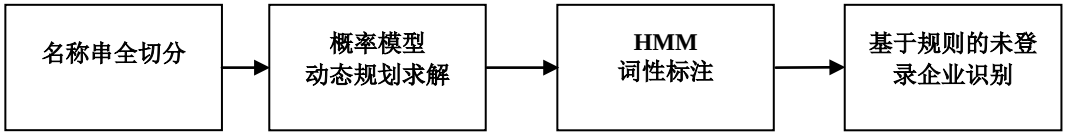


图 2-53　企业名分词流程

2.14 结果评测

测试和实际结果对齐。类似计算海明距离的方式判断错误率。

把切分边界抽象成整数，看有多少个切分边界是相同的。也就是看两个整数序列，有多少是相同的。因为是排好序的整数序列，所以找起来容易。切分边界集合如图 2-54 所示。

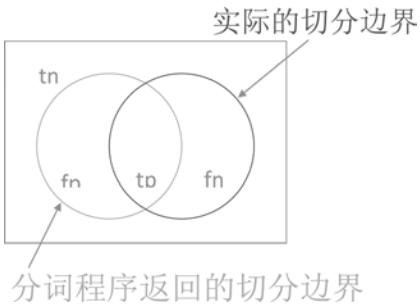


图 2-54　切分边界集合

实际的切分边界和分词程序返回的边界越相似越好。分词结果衡量指标包括：准确率、召回率和 F 值。基本公式如下：

$$召回率=\frac{切分结果中的准确边界数}{实际边界总数}=\frac{tp}{tp+fn}$$

也就是有多大比例把该切出来的词都切出来了。

$$切准率=\frac{切分结果中的准确边界数}{切分结果中边界总数}=\frac{tp}{tp+fp}$$

也就是有多大比例没有切出多余的词。

2.15　本章小结

中文分词就是对中文断句，这样能消除文字的部分歧义。除了基本的分词功能，为了消除歧义还可以进行更多的加工。中文分词可以分成如下几个子任务。

- 分词：把输入的标题或者文本内容等分成词。
- 词性标注(POS)：给分出来的词标注上名词或动词等词性。词性标注可以部分消除词的歧义，例如“行”作为量词和作为形容词表示的意思不一样。
- 语义标注：把每个词标注上语义编码。比如：我想找一下刘德华的歌曲。我需要找出这句话的关键词是刘德华。如果用户说：我想找一下德华的歌曲，也要能给出刘德华这个关键词。“德华”和“刘德华”语义上算同一个词。

正向最大长度匹配的方法和逆向最大长度匹配的方法是基于词表匹配的分词方法。和要处理的文本比较贴近的词表很重要。例如，电子商务网站可以采用专门的电商词表。*N* 元分词方法和条件随机场的分词方法是基于统计的方法。

本章介绍了分词中的查找词典算法。查词典最早用首字母散列或者散列表实现，然后采用Trie 树的方法开始流行，还有采用数组形式的双数组 Trie。后来又发展出和 AC 算法结合的 Trie 树。其中的 matchAll 方法返回从指定位置开始的所有的可能词，matchLong 方法返回最长的词。

因为正向最长匹配最容易实现，所以很多开源的中文分词采用此方法实现。最大概率中文分词是以词为单位的分词。之后出现了按字标注（Character-based Tagging）的 CRF 分词方法。

N 元分词可以抽象成马尔可夫过程，例如二元分词是一阶马尔可夫过程，而词性标注问题可以用隐马尔可夫模型解决。

“NBA”这个词后面更有可能出现“篮球”，而不是“足球”或者“乒乓球”。但是 N 元分词没有考虑语言本身的特征。以“北京 举行 新年 晚会”为例，“举行@新年”这样的二元连接意义不大，“新年”依赖“晚会”，“举行”支配“晚会”，能够利用这样的词之间的关系作为分词依据。

两层 Trie 树提取候选未登录人名。底层 Trie 树得到人名特征词图。上层 Trie 树和人名特征词图做交集得到候选人名。

英语并不需要研究新词发现，但英文中短语识别(trunk)的方法和新词识别类似。

使用机器学习的方法来标注词性，可以分为两个过程：从训练语料库学习的过程和给一个词序列标注词性的过程。隐马尔可夫模型学习出来的结果是一个语言模型，而基于转换的方法学习出来的结果是一个转换规则集序列，以及每个词最有可能的词性标注。

早期词性标注的流行方法是采用隐马尔可夫模型实现。隐马尔可夫模型是一种产生式模型，而产生式模型根据训练集学习出的准确度不如判别式模型高。因此最大熵和 CRF 等判别式方法应用于词性标注可以取得更高的准确度。

维特比本来是一个搞通信的教授，他发明的维特比算法本来用在通信领域。后来有人把维特比算法用到语音识别中，再后来又来做词性标注。

隐马尔可夫模型和 N 元模型都是利用了短期效益大于长期效益的原理。

最大熵是机器学习领域很重要的概念。根据物理学的研究，一个封闭系统内的温度趋向于平均，也就是熵趋向于最大。所以最大熵是一个应用广泛的概念。对最大熵另外一种理解是：在已知条件下，不要对未知事情的发生概率有偏见。

有限状态机在自然语言处理领域的应用逐渐发展成一个专门的学问。可以把有限状态机改成根据一个输入产生一个输出，扩展成为有限状态转换。也可以把有限状态机返回的结果改成数字，扩展成为加权有限状态机。可以把有限状态转换扩展成为加权有限状态转换。有限状态

机之间可以做各种运算。例如合并(Union)、级联(Concatenation)、组合(Composition)、闭包(Closure)等运算。约翰霍普金斯大学的副教授 Jason Eisner 在他的课程中提到了 FST 运算。

初学者容易在有限状态机中有限的状态里转晕，所以有人开发出了调试有限状态机的工具软件。施乐公司用有限状态机检查日期的有效性，并开发了有限状态转换工具包 XFST(http://www. xrce.xerox.com/)。Google 开发出了有限状态转换的开源软件 OpenFst(http://www.openfst.org/)，并应用于机器翻译。有限状态机还可以用于英文的词性标注。

采用机器学习的方法实现的词性标注并不能够达到 100%。机器学习到一定程度就不行了，因为它依赖的训练样本本身也是人做的，也会有错误。指望别人没问题，只做好自己的数学工具，标注精度没法达到 100%。软件开发人员自己并不能用机器学习的方法独善其身。

解决一个问题的同时，往往带来一个新的待解决问题。因此，最好不要把过去的通路赌死。机器学习的方法往往依赖训练集，而规则的方法却不需要。因此，可以保留规则的方法。

2.16　专业术语

Backward Maximum Matching Method 逆向最大匹配

Conditional random field 条件随机场

Feature 特征，往往作为计算函数的参数值

Forward Maximum Matching Method 正向最大匹配

Hidden Markov Model 隐马尔科夫模型

Machine learning 机器学习

Maximum likelihood estimation 最大似然估计

n-gram　*n* 元语法

Out Of Vocabulary（简称 OOV）未登录词

Perfect hash 完美散列，不存在冲突的散列表叫作完美散列

Trigram　三元模型

Perplexity 困惑度，用来衡量语言模型

Part of speech tagging 词性标注

Trie　词典树

3

第 3 章
英文分析

为了自动分析英文文章，需要英文分词。后续的处理还包括重点词汇提取和句子时态分析等。

3.1 分词

对于英文文章，首先是断句，然后逐句分词。为了得到切分出来词的词性，大部分词采用词典匹配的方式返回，这样就能够根据词典中存的词性来判断一个词在文本中所用的词性。

3.1.1 句子切分

句子切分并不是一个简单的问题。标点符号"?"和"!"的含义比较单一。但是"."有很多种不同的用法，并不一定是句子的结尾。例如"Mr. Vinken is chairman of Elsevier N.V., the Dutch publishing group. "需要排除掉一部分情况。如果"."是某个短语中间的一部分，则它不是句子的结尾。这里的“Mr. Vinken”是一个人名短语。如果这个人名正好不在词典中，则可以根据上下文识别规则识别出这个短语。

```
String text= "Mr. Vinken is chairman of Elsevier N.V., the Dutch publishing group.";
EnText enText = new EnText(text);
for(Sentence sent:enText){
   System.out.println(sent); //因为输入是一个句子,所以这里只会打印出一个句子
}
```

Java 中的 BreakIterator 类已经包含了切分句子的功能。用它实现一个英文句子迭代器：

```
private final static class SentBreakIterator implements Iterator<Sentence> {
   String text;
   int start;
   int end;
   // 根据英文标点符号切分
   static final BreakIterator boundary = BreakIterator
         .getSentenceInstance(Locale.ENGLISH);

   public SentBreakIterator(String t) {
      text = t;
      // 设置要处理的文本
      boundary.setText(text);
      start = boundary.first(); // 开始位置
      end = boundary.next();
   } // 用于迭代的类

   @Override
   public boolean hasNext() {
      return (end != BreakIterator.DONE);
   }

   @Override
   public Sentence next() {
      String sent = text.substring(start, end);

      Sentence sentence = new Sentence(sent, start, end);
      start = end;
      end = boundary.next();
      return sentence;
   }
}
```

BreakIterator 分的不太准确。所以我们自己写一个句子切分器。输入当前切分点，找下一个切分点的代码如下：

```
public static int nextPoint(String text, int lastEOS) {
   int i = lastEOS;
```

```
   while (i < text.length()) {
      // 跳过短语
      i = skipPhrase(text, i);

      // 然后再找标点符号
      String toFind = eosDic.matchLong(text, i); //匹配标点符号词典
      if (toFind != null) {
         //判断是否有效的可切分点。例如，在括号中的标点符号不是有效的可切分点
         boolean isEndPoint = isSplitPoint(text, lastEOS, i);
         if (isEndPoint) {
            return i + toFind.length();
         }
         i = i + toFind.length();
      } else { //没找到
         i++;
      }
   }
   return text.length(); //返回最大长度
}
```

SentIterator 是一个用于迭代英文文本返回句子的内部类，实现代码如下：

```
private final static class SentIterator implements Iterator<Sentence> {
   String text;
   int lastEOS = 0;

   public SentIterator(String t) {
      text = t;
   }

   @Override
   public boolean hasNext() {
      return (lastEOS < text.length());
   }

   @Override
   public Sentence next() {
      int nextEOS = EnSentenceSpliter.nextPoint(text, lastEOS);
      String sent = text.substring(lastEOS, nextEOS);
      Sentence sentence = new Sentence(sent, lastEOS, nextEOS);
      lastEOS = nextEOS;
      return sentence;
   }
}
```

3.1.2　识别未登录串

识别数字：

The luxury auto maker last year sold **1,214** cars in the U.S.

识别短语：

the New York Animal Medical Center made a study

匹配数字的有限状态机：

```
Automaton num = BasicAutomata.makeCharRange('0', '9').repeat(1);
num.determinize(); //转换成确定自动机
num.minimize();  //最小化
```

匹配英文单词的有限状态机：

```
Automaton lowerCase = BasicAutomata.makeCharRange('a', 'z');
Automaton upperCase = BasicAutomata.makeCharRange('A', 'Z');
Automaton c = BasicOperations.union(lowerCase, upperCase);
Automaton english = c.repeat(1);
english.determinize();
english.minimize();
```

为了保证匹配速度，需要同时匹配多个有限状态机。把匹配出来的类型放到自动机中，这样自动机就变成了 FST。

例如同时匹配数字和英文单词：

```
FST fstNum = new FST(num, "num"); //识别数字的 FST
FST fstN = new FST(english, "n"); //识别英文的 FST
FSTUnion union = new FSTUnion(fstNum, fstN);
FST numberEnFst = union.union(); // FST 求并集
```

FST 分类找最长的匹配：

```
public Collection<Token> matchAll(String s, int offset){
   HashMap<String,Integer> count =
      new HashMap<String,Integer>();//每个类型最长的匹配
   HashMap<String,Token> tokens =
      new HashMap<String,Token>();  //每个类型对应的 Token

   State p = initial;
   int i = offset;
   for (; i < s.length(); i++) {
      State q = p.step(s.charAt(i));
```

```
      if (q == null) {
         break;
      }
      p = q;

      if (p.automaton2WordType != null) { //碰到一个可结束的状态
         int end = i + 1;
         Token token = new Token(s.substring(offset, end), offset, end,
               p.automaton2WordType.values());
         int matchLen = (i-offset); //匹配长度
         count(p.automaton2WordType,count,tokens,matchLen,token);
      }
   }
   return tokens.values();
}
```

首先用 FST 得到切分词图，然后再用查词典的方式往现有的切分词图中增加边。

```
AdjList wordGraph = fstSeg.seg(sentence);  //用 FST 得到切分词图
seg.seg(sentence, wordGraph); //用查词典的方式往现有的切分词图中增加边
PathFinder pf = new PathFinder(wordGraph);
Deque<Token> path = pf.getPath();  //找最短路径
```

3.1.3 切分边界

在英文分词中需要约定哪些匹配点可以作为匹配的结束边界。例如单词 apple 中的 a 后面不能作为匹配的结束边界。在切分方案中定义开始边界和结束边界：

```
public class SegScheme {
   public BitSet startPoints;// 可开始点
   public BitSet endPoints; // 可结束点
}
```

根据 FST 返回的 Token 集合设置开始边界和结束边界：

```
public static void addPoints(Collection<Token> tokens,BitSet startPoints,BitSet endPoints)
{
   for(Token t:tokens){
      endPoints.set(t.end);
      startPoints.set(t.start);
   }
}
```

在匹配词典时使用结束边界去掉一些不可能的匹配：

```
public WordEntry matchWord(String key, int offset, BitSet endPoints) {
   WordEntry wordEntry = null; //词类型

   TSTNode currentNode = rootNode;
   int charIndex = offset;
   while (true) {
      if (currentNode == null) {
         return wordEntry;
      }
      int charComp = key.charAt(charIndex) - currentNode.spliter;

      if (charComp == 0) {
         if (currentNode.data != null) {
            if(endPoints.get(charIndex)){  //可结束点约束条件
               wordEntry = currentNode.data; // 候选最长匹配词
            }
            //ret.end = charIndex;
         }
         charIndex++;
         if (charIndex == key.length()) {
            return wordEntry; // 已经匹配完
         }
         currentNode = currentNode.mid;
      } else if (charComp < 0) {
         currentNode = currentNode.left;
      } else {
         currentNode = currentNode.right;
      }
   }
}
```

3.2　词性标注

一段英文：Cats never fail to fascinate human beings. They can be friendly and affectionate towards humans, but they lead mysterious lives of their own as well.

标注词性后的结果是：

Cats(n.) never fail(v.) to(prep) fascinate(v.) human(n.) beings(n.). They(pron.) can(aux.) be(v.) friendly(adj.) and(conj.) affectionate(adj.) towards(prep) humans(n.) but(conj.) they(n.) lead(v.) mysterious(adj.) lives(n.) of(prep.) their(n.) own(n.) as well(adv.).

这里用编码来表示词性。括号中的输出是词性编码。汉语中的量词是英语中没有的。例如：件，个，艘。英语中也有一些独有的词性，例如冠词：a、an、the。英文词性编码表如表 3-1 所示：

表 3-1　英文词性编码表

代码	名称
n	名词
adj	形容词
adv	副词
art	冠词
pos	所有格
pron	代词
aux	情态助动词
conj	连接词
v	动词
num	数词
prep	介词
punct	标点符号
int	感叹词

词性标注的流程图如图 3-1 所示。

关于隐马模型做词性标注在中文词性标注实现中已经介绍过了。英文词性标注语料库和中文词性标注语料库不一样。可以从 github 网站找到一些免费的。

标注规则例如 I like it 对应的词性序列[r v r]。

```
key = new ArrayList<PartOfSpeech>();
key.add(PartOfSpeech.pron); //I
key.add(PartOfSpeech.v); //like
key.add(PartOfSpeech.pron); //it
posTrie.addProduct(key);
```

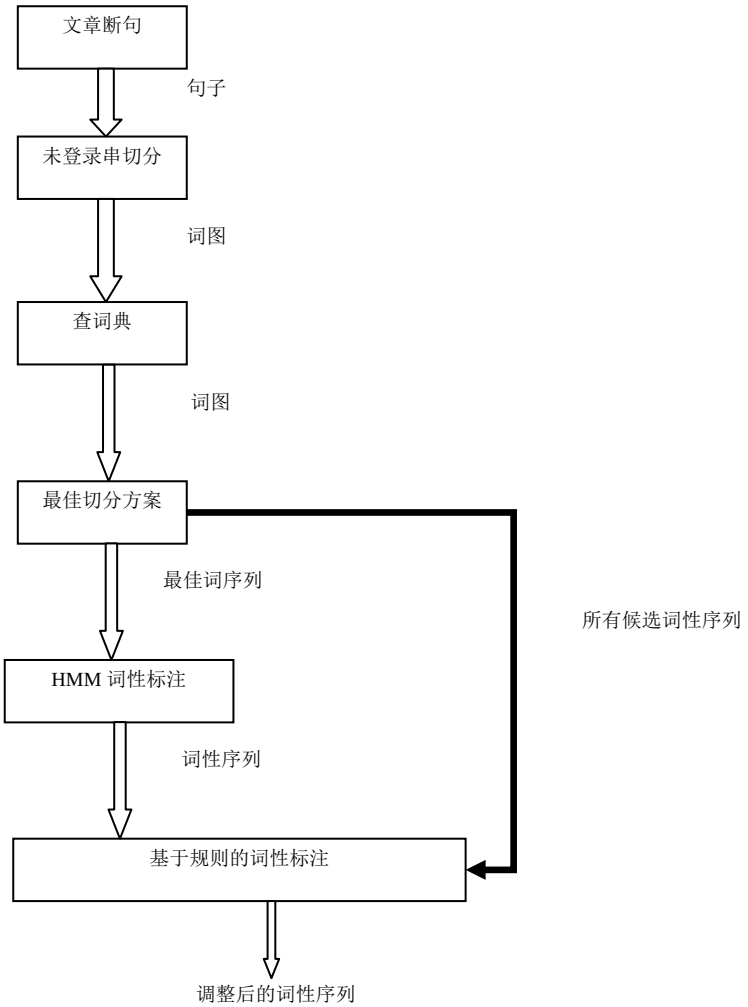


图 3-1　英文分词流程图

实现代码：

```
public static ArrayList<WordToken> getWords(Sentence sent){
   ArrayList<WordTokenInf> words = Segmenter.seg(sent); //先分词
   WordType[] tags = g.tag(words); //然后标注词性

   //再把词性和词本身结合起来，返回完整的词性标注结果
   int i=0;
   ArrayList<WordToken> tokens = new ArrayList<WordToken>();
```

```
   for(WordTokenInf w:words){
      WordToken t = new WordToken(w.baseForm,w.termText,w.start,w.end,tags[i]);
      ++i;
      tokens.add(t);
   }

   return tokens;
}
```

3.3 重点词汇

一篇文章中所谓的重点词汇就是需要重点学习的词汇。词的频率低的作为该文章的重点词汇。WordNet 中包含了一些词频信息。另外，也可以根据四六级词表或者 GRE 词表估计频率。

String text = "The quake struck just after 8 a.m. local time about 115 kilometers (70 miles) away from the provincial capital, Chengdu, at a depth of around 12 kilometers, according to the U.S. Geological Survey. There was conflicting information about the earthquake's strength, with the USGS putting the magnitude at 6.6 and the China Earthquake Networks Center gauging it at 7.0.";

ArrayList<KeyWord> keyWords = KeyWordsExtractor.getKeyWords(new EnText(text),10);

提取重点词汇的主要代码：

```
// 整篇文章最多取 k 个词
public static ArrayList<KeyWord> getKeyWords(EnText text, int k) {
   PairingHeap<Token> h = new PairingHeap<Token>(); // 用于取相对频次最低的几个词
   // 对输入的文章分句，然后对每句话判断
   for (Sentence sent : text) {
      //对句子标注词性
      ArrayList<WordToken> tokens = Tagger.getWords(sent);

      for (WordToken t : tokens) {
         //按词性过滤
         if (t.type.equals(PartOfSpeech.num)
               || t.type.equals(PartOfSpeech.unknow)
               || t.type.equals(PartOfSpeech.punct)) { //去掉标点符号
            continue;
         }
         //去掉停用词
         if (stopWords.contains(t.termText)) {
            continue;
         }
```

```
            if (t.termText.indexOf(' ') >= 0) {
               continue;
            }
            // 词的原形
            String baseForm = morphEnAnalyzer.getBase(t.termText, t.type);
            if (baseForm == null) {
               baseForm = t.termText;
            }
            h.insert(new Token(baseForm, sent.start + t.start, t.end,
                  t.frq, t.type, t.cn,sent.text));
         }
      }
      //取出最罕见的 k 个词
      return keyWords(h, k);
   }
```

同一篇文章，需要学习的词汇对每个人不一样，可以考虑针对每个人建立词频模型，实现个性化学习。

3.4　句子时态

程序自动判读句子的时态可以帮助人学习英语。英文句子有十六种时态。简单的判断方法是根据情态动词、系动词和动词形态的搭配出现情况。例如，句子中只出现动词原形，那么这个句子就是一般现在时。

把英文句子的十六种时态定义成字符串常量：

```
String SimplePresent = "一般现在时";
String PresentPerfect = "现在完成时";
String PresentContinuous = "现在进行时";
String PresentPerfectContinuous ="现在完成进行时";

String SimplePast = "一般过去时";
String PastPerfect = "过去完成时";
String PastContinuous = "过去进行时";
String PastPerfectContinuous = "过去完成进行时";

String FuturePrefect = "将来完成时";
String SimpleFuture = "一般将来时";
String FutureContinuous = "将来进行时";
String FuturePerfectContinuous = "将来完成进行时";

String PastFuture="过去将来时";
```

```
String PastFutureContinuous ="过去将来进行时";
String PastFuturePerfect ="过去将来完成时";
String PastFuturePerfectContinuous="过去将来完成进行时";
```

例如：“The Greek prime minister has said the British Museum's decision ...”这句话是现在完成时，则返回 PresentPerfect 类型。

判断现在完成时的模板规则：

```
tense = Tenses.PresentPerfect;//"现在完成时";
pattern = " [have|has|have not|has not] <PastParticiple>";//PastParticiple 过去分词形式
template.addTense(tense , pattern);
```

调用举例：

```
String sent = "I am going to be staying at the Madison Hotel.";
String tense = TenseAnalyzer.getTense(sent);
System.out.println("时态 " + tense);  //输出时态 将来进行时
```

除了一般情况，还需要处理涉及到时态的缩写。例如，'d 既可能是 had，也可能是 would 的缩写。'd 一般情况下当作 had。

3.5 本章小结

本章介绍了如何根据给定的原文得到用于学习目的的文本解读。用户可以通过原文中的例句来学习语法。

4

第 4 章
依存文法分析

对句子进行分析需要确定句子的句法结构。有时候需要从一个句子提取关键词。例如 “看到一个拿着望远镜的男孩。”提取其中所有的名词作为关键词不够准确，提取“男孩”作为关键词更恰当。可以使用依存树确定句子中的主要名词。

对于句子，以词为最小单位，进行结构分析。分析结果往往以一颗树的形式表现出来，这叫作句法分析树。

4.1 句法分析树

句法分析树一般用在机器翻译中，但是搜索引擎也可以借助句法分析树更准确地理解文本，从而更准确地返回搜索结果。比如有用户输入：“肩宽的人适合穿什么衣服”。如果返回结果中包括“肩宽的人穿什么衣服好？”或者“肩膀宽宽的女孩子穿什么衣服好看?”可能是用户想要的结果。

“咬/死/了/猎人/的/狗”这个经过中文分词切分后的句子有两个不同的理解。句法分析能够确定该句子的意义。也就是说句法分析树能消除歧义。

分析树的节点定义如下：

```
/** 保存解析构件的数据结构 */
public class Parse {
  /**这个解析基于的文本字符串，同一个句子的所有解析共享这个对象*/
  private String text;
  /** 这个构件在文本中代表的字符的偏移量 */
  private Span span;
  /**这个解析的句法类型*/
  private POSType type;
  /** 这个解析的孩子 */
  private Parse[] children;
}
```

在句法树的每个节点中还可以增加中心词（head）。中心词就是被修饰部分的词，比如“女教师”，中心词就是“教师”，而“女”就是定语了。为了更好地表示句子中词汇之间的关系，除了在短语结构的句法树中引进中心语，还可以使用表示依存关系的依存树。例如“这是一本书。”的依存句法树表示如图 4-1 所示。

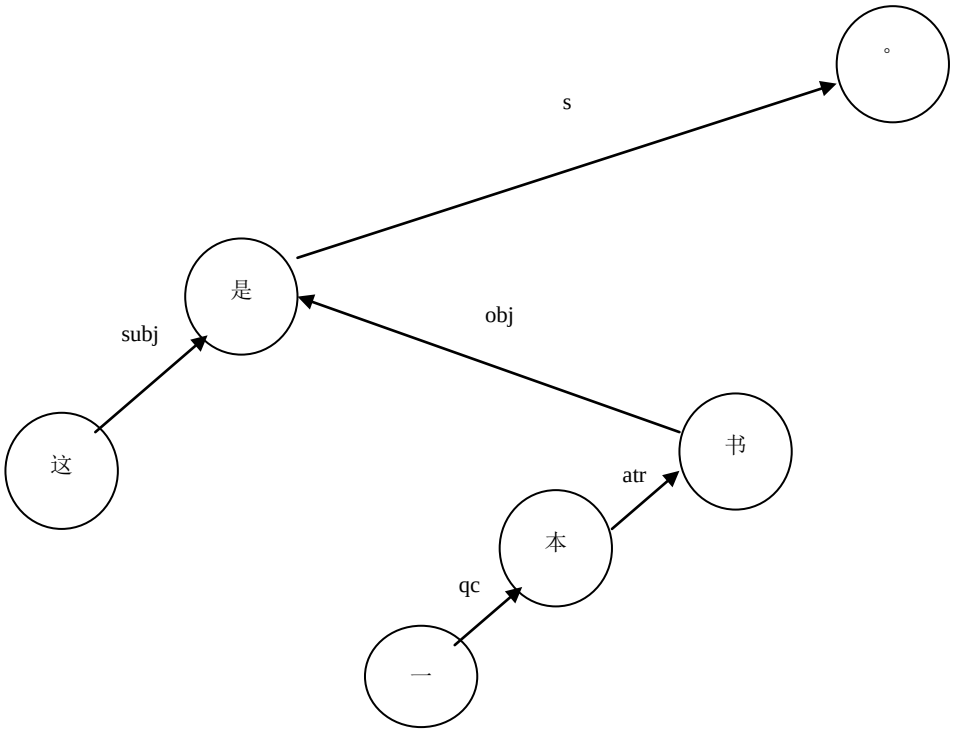


图 4-1 “这是一本书。”的依存句法树

对中文来说，一般先分词然后形成树形结构。

句法分析树可以用自顶向下的方法或者自底向上的方法。chart parser 是自顶向下的分析器。Earley parser 是 chart parser 的一种。

OpenNLP 采用了移进－归约（shift-reduce parser）的方法实现分析器。移进－归约分析器是一种自底向上的分析器。移进－归约算法的基本数据结构是堆栈。检查输入词并且决定是把它移进堆栈或者规约堆栈顶部的元素，把产生式右边的符号用产生式左边的符号替换掉。

移进－归约算法的四种操作如下。

- 移进(Shift)：从句子左端将一个终结符移到栈顶。
- 归约(Reduce)：根据规则，将栈顶的若干个符号替换成一个符号。
- 接受(Accept)：句子中所有词语都已移进到栈中，且栈中只剩下一个符号 S，分析成功，结束。
- 拒绝(Error)：句子中所有词语都已移进栈中，栈中并非只有一个符号 S，也无法进行任何归约操作，分析失败，结束。

例如，表 4-1 中的产生式列表。

表 4-1　产生式列表

编号	产生式
1	r ->我
2	v ->是
3	n ->县长
4	np -> r
5	np -> n
6	vp-> v np
7	s-> np vp

其中 s 是 sentence 的缩写，np 是名词短语的缩写，vp 是动词短语的缩写。第 1,2,3 条可以叫作词法规则（Lexical rule），5,6,7 条叫作内部规则（Internal rule）。整个产生式列表是一个上下文无关文法。

移进－归约的方法分析词序列“我 是 县长”的过程如表 4-2 所示。

表 4-2　分析词序列“我 是 县长”的过程

栈	输入	操作	规则
	我 是 县长	移进	
我	是 县长	规约	(1) r ->我
r(1)	是 县长	规约	(4) np -> r
np(4)	是 县长	移进	
np(4) 是	县长	规约	(2)v ->是
np(4) v(2)	县长	移进	
np(4) v(2) 县长		规约	(3) n ->县长
np(4) v(2) n(3)		规约	(5) np -> n
np(4) v(2) np(5)		规约	(6)vp-> v np
np(4) vp(6)		规约	(7) s-> np vp
s(7)		接受	

如果在每一步规约的过程中记录父亲指向孩子的引用，则可以生成一个完整的句法树，例如图 4-2 所示的句法树。

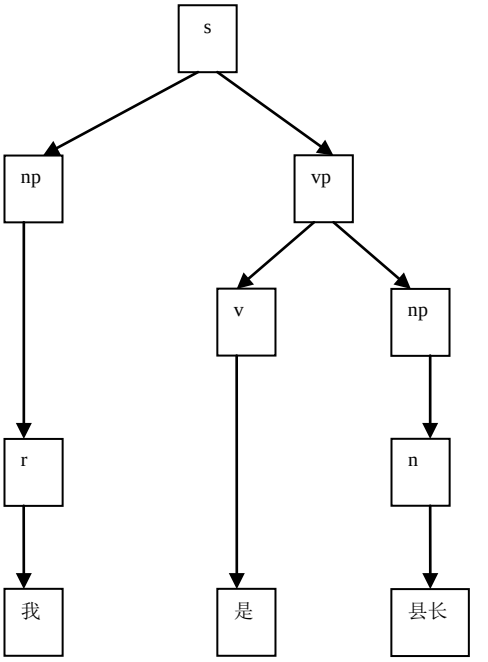


图 4-2　短语结构的句法树

词汇化规则如表 4-3 所示。

表 4-3　词汇化规则列表

编号	产生式
4	np(我,r) -> r(我,r)
5	np(县长, n) -> n(县长, n)
6	vp(是, v)-> v(是, v) np(县长, n)
7	s(是, v)-> np(我,r) vp(是, v)

根据词汇化的规则可以生成如图 4-3 所示的词汇化句法树。

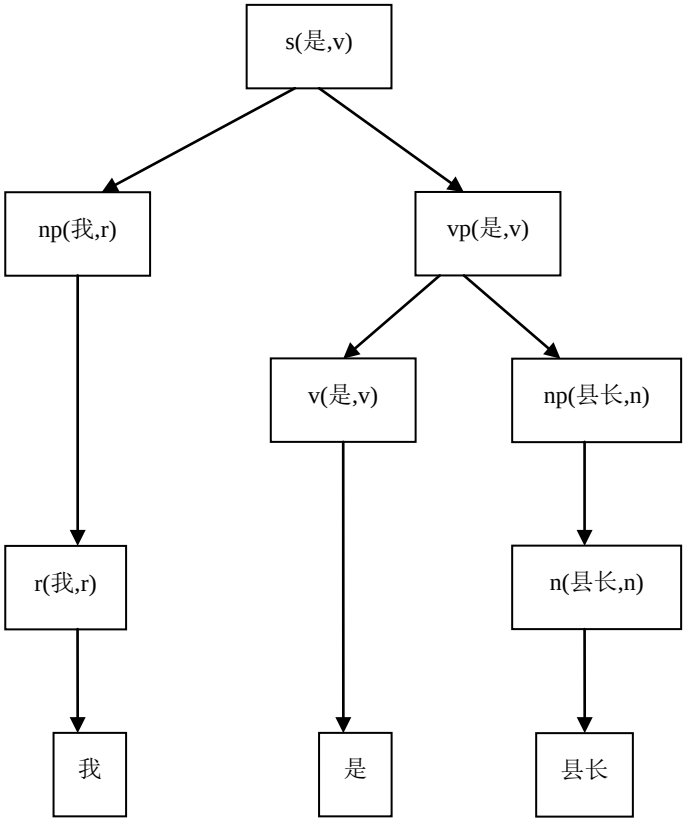


图 4-3　词汇化的句法树

产生式定义如下：

```
public class Production {
```

```
    protected TokenType lhs; //产生式左边的非终结符
    protected ArrayList<TokenType> rhs; //产生式右边的符号
}
```

递归方式实现的移进规约算法如下：

```
//输入待分析的字符串，判断是否可以接受这个字符串
private boolean recognise(NonTerminal cat, ArrayList string, Stack stack) {
   //可以接受吗?
   if (string.size() == 0 && stack.size() == 1 && stack.peek().equals(cat)) {
         return true;
   }
   else if (string.size() == 0 && stack.size() == 1 ) {
      return false;
   }

   //可以移进吗?
   if (string.size() > 0) {
      Terminal sym = (Terminal) string.get(0);
      ArrayList prods = grammar.getTerminalProductions();
      for (int i = 0; i < prods.size(); i++) {
         //是任何产生式的右侧的第一个符号吗?
         if (((Production) prods.get(i)).getRHS().get(0).equals(sym)) {
            //是的，就移进并检查剩下的
            Symbol lhs = ((Production) prods.get(i)).getLHS();
            ArrayList restString = new ArrayList(string);
            restString.remove(0);
            Stack shiftedStack = (Stack) stack.clone();
            shiftedStack.push(lhs);
            if (recognise(cat, restString, shiftedStack)) {
               return true;
            }
         }
      }
   }

   //可以规约吗?
   if (! stack.empty()) {
      ArrayList prods = (ArrayList) grammar.getRhsIndex().get(stack.peek());
      if (prods == null) {
         return false;
      }
      //堆栈中顶层的符号对应产生式的右边部分吗?
      for (int i = 0; i < prods.size(); i++) {
```

```
            Symbol lhs = ((Production) prods.get(i)).getLHS();
            ArrayList rhs = ((Production) prods.get(i)).getRHS();
            Stack reducedStack = (Stack) stack.clone();

            if (rhs.size() > stack.size()) {
               continue;
            }
            ArrayList topOfStack = new ArrayList();
            for (int j = 0; j < rhs.size(); j++) {
               topOfStack.add(reducedStack.pop());
            }
            topOfStack = reverse(topOfStack);
            if (rhs.equals(topOfStack)) {
               //是的，则通过弹出右边的符号并推入左边的符号来规约
               reducedStack.push(lhs);
               //检查其余的
               if (recognise(cat, string, reducedStack)) {
                  return true;
               }
            }
         }
      }

      return false;
   }
```

基于统计的句法分析训练集是标注了结构的语料库。经过结构标注的语料库叫作树库，例如宾夕法尼亚大学树库(http://www.cis.upenn.edu/~chinese/)。

4.2　依存文法

一个电影中往往存在主角和配角，一个句子中往往存在修饰词和被修饰词。依存文法认为词之间的关系是有方向的，通常是一个词支配另一个词，这种支配与被支配的关系就称作依存关系。包括汉语和英语的大多数语言满足投射性。所谓投射性是指：如果词 p 依存于词 q，那么 p 和 q 之间的任意词 r 就不能依存到 p 和 q 所构成的跨度之外。

4.2.1　中文依存文法

汉语句子“这是一本书。”的依存文法结构如图 4-4 所示。

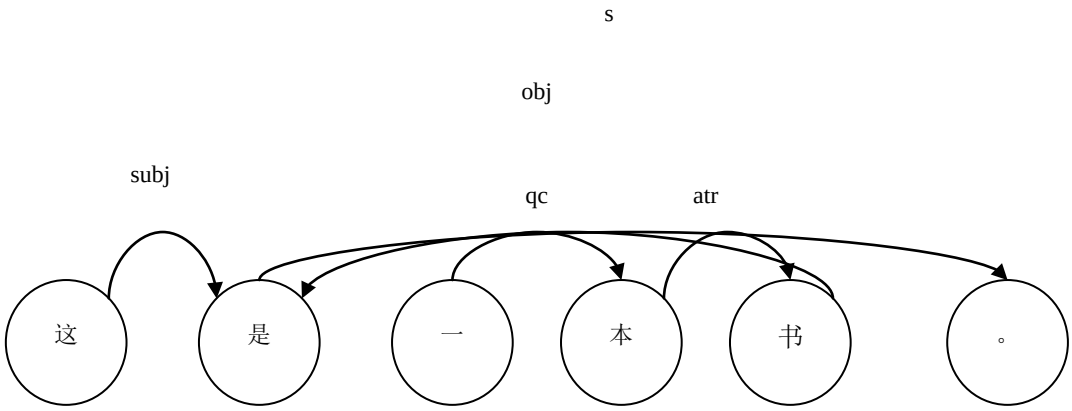


图 4-4 “这是一本书。”的依存文法结构图

图 4-1 中带箭头的弧的起点为从属词，箭头指向的是支配词，弧上标记为依存关系标记。例如句号“。”支配“是”。动词“是”是句子的谓语，它支配主语“这”和宾语“书”。“是”是支配词，“这”和“书”是从属词，“s”、“subj”、“obj”是依存关系标记。支配词也叫核心词，从属词也叫修饰词。

数词“一”作量词“本”的量词补足语，“本”是支配词，“一”是从属词，“qc”是依存关系标记。数量短语“一本”作为名词“书”的定语，名词“书”支配量词“本”，“atr”是依存关系标记。

依存文法也可以表示成图 4-5 这样的树形结构。因为总是连接线下面的词依赖上面的词，所以图 4-5 中的箭头可以省略。

简单来说，可以定义 24 种依存关系：

```
public enum DependencyRelation {
   ATT,  //定中关系(attribute)
   QUN,  //数量关系(quantity)
   ROOT,  //核心
   COO,   //并列关系(coordinate)
   APP,   //同位关系(appositive)
   LAD,   //前附加关系(left adjunct)
   RAD,   //后附加关系(right adjunct)
   VOB,    //动宾关系(verb-object)
   POB,    //介宾关系(preposition-object)
   SBV,  //主谓关系(subject-verb)
   SIM,   //比拟关系(similarity)
   VV,    //连动结构(verb-verb)
```

```
    CNJ,   //关联结构(conjunctive)
    MT,    //语态结构(mood-tense)
    IS,     //独立结构(independent structure)
    ADV,    //状中结构(adverbial)
    CMP,     //动补结构(complement)
    DE,      //“的”字结构
    DI,      //“地”字结构
    DEI,     //“得”字结构
    BA,     //“把”字结构
    BEI,    //“被”字结构
    IC,     //独立分句(independent clause)
    DC;    //依存分句(dependent clause)
}
```

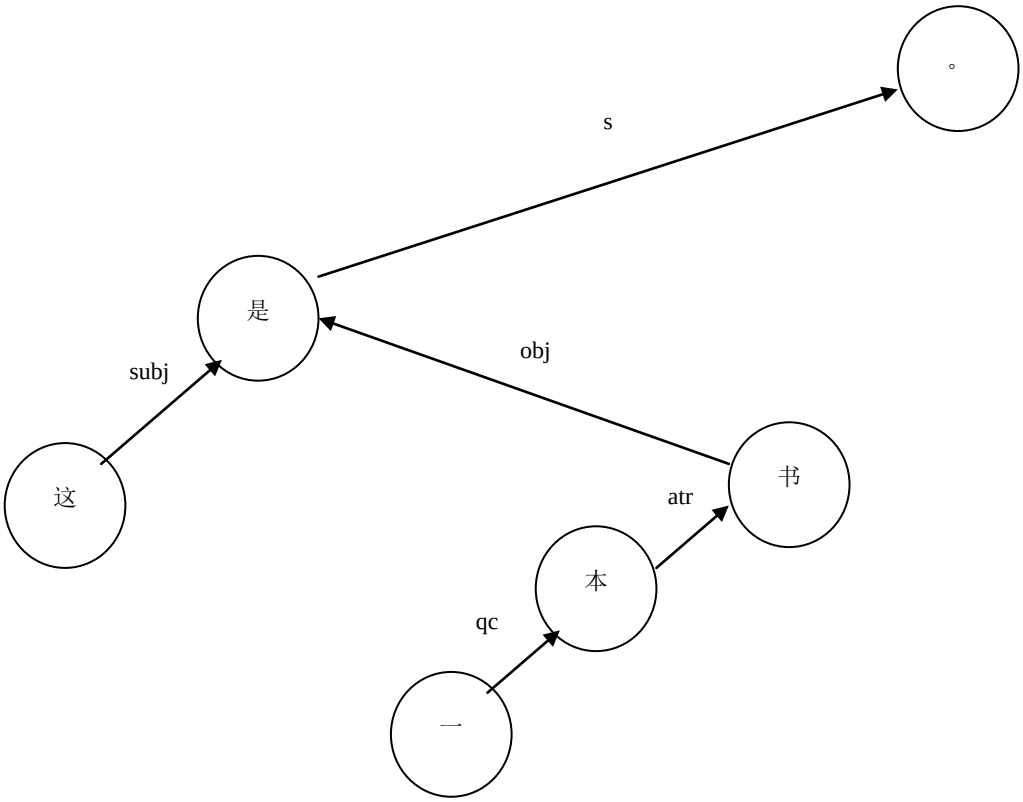


图 4-5　“这是一本书。”的依存文法树

更复杂的依存关系划分方式。中文依存类型包括三类：一个核心类型 s、18 个补充类型和 14 个辅助类型。

补充类型又可分为：参数类型、其他类型。参数类型包括：subj(主语)、OBJ(宾语)、OBJ2(间接宾语)、SubObj(主体宾语)、SentObj(小句宾语)。其他类型包括：COMP(补语)、SOC(兼语补语)、POBJ(介词宾语)、FC(方位结构补语)、BaOBJ(“把”字句宾语)、BeiS(“被”字结构)、DEC(“的”字结构补足语)、DIC(“地”字结构补足语)、DFC(“得”字结构补足语)、PLC(名词复数)、OC(序数补足语)、QC(量词补足语)、ObjA(能愿动词宾语)。

辅助类型包括：ADVA(状语)、ATR(定语)、TOP(主题)、VA(连动句)、EPA(同位语)、InA(插入语)、MA(数词结构)、TA(时态附加语)、AuxR(助词附着关系)、ESA(句末附加语)、COOR(并列关系)、CR(复句关系)、CsR(连带关系)、Punct(标点符号)。

33 个依存关系定义如表 4-4 所示。

表 4-4　汉语依存关系

编号	意义	举例
S	核心	。支配谓语
subj	主语	我 来
OBJ	宾语	学习支配技术
OBJ2	间接宾语	我 教 他 **英文**
SubObj	主体宾语	村里 来 了 **狼**
SentObj	小句宾语	您看您这么大年纪了，还继续工作呢！
ObjA	能愿动词宾语	可以 有
COOR	并列标记	“张三 和 李四”**和**支配**李四**
ATR	定语。例如，名词支配量词	书支配本
QC	量词支配数词	岁支配三
BaOBJ	“把”字句宾语，也就是谓语支配“把”	“把书给小明”中“**给**支配**把**”
POBJ	介词宾语	把支配书
DIC	“地”字结构补足语	轻轻 地 点头
DFC	“得”字结构补足语	笑 得
EPA	同位语	胡锦涛 总书记发表了重要讲话。
PLC	名词复数	向为我国航天事业做出贡献的同志 们致敬。
InA	插入语	比方说，你的书的销量。
OC	序数的补充	第 一
DEC	“的”字结构补足语	党 的
SOC	兼语补语	他 自私得 不肯协助班上筹款送给工友礼物。
VA	连动句	会 走

续表

编号	意义	举例
TOP	主题	这件事我没有听说过。
FC	方位结构补语	国际 上取消了对食用味精量限制的规定。
ESA	句末附加语	是 这样的 啦
ADVA	状语	过去，该地区劳动力出现过短缺现象。
BeiS	“被”字结构	庄稼 被 大水淹没了
COMP	补语	出生 在上海
SOC	兼语补语	我让 他来
MA	数词结构	壹 千
TA	时态附加语	吃 了
AuxR	助词附着关系	像 蚂蚁 似的
CR	复句关系	昨天星期天，他想这该好好歇歇了。
CsR	连带关系。指在一个复句中，从属连词和其所在分句谓词之间的关系	那里需要的不是军队，而是行政资源。
Punct	标点符号	

举例说明“ma 数词结构”。比如“一千五百”，ma 用在“一”、“千”、“五”、“百”这四个词之间。

依存关系定义成枚举类型：

```
public enum DependencyRelation {
   S, // 核心(Main governor)
   SUBJ, // 主语(Subject)
   OBJ, // 宾语(Object)
   OBJ2, // 间接宾语(Indirect Object)
   SentObj, // 句子的宾语(Sentential object)
   ObjA, // 助动词(Auxiliary verb)
   COOR, // 并列标记(Coordinating adjunct)
   ATR, // 定语
   AVDA, // 状语(Adverbial)
   SUBOBJ, // 主体宾语(Subobject)
   VA, // 修饰动词的助动词(Verb adjunct)
   SOC, // 主语补语(Subject Complement)
   POBJ, // 介词宾语(Prepositional Object)
   TOP, // 主题(Topic)
   FC, // 方位结构补语(Postpositional Complement)
```

```
   COMP, // 补语(Complement)
   EPA, // 同位语(Epithet)
   DEC, // ‘的’的补充
   MA, // 数词结构(Numeral adjunct)
   DIC, // ‘地’的补充
   TA, // 时态附加语(Aspect adjunct)
   DFC, // ‘得’的补充，V(动词或充当谓语的形容词)+得+C(补语)
   ESA, // 句末附加语(Adjunct of sentence end)
   BaOBJ, //‘把’的宾语。“把”字结构是“介词‘把’+名词、代词或词组”的语言结构。“把”字后边的名词、代词或词组叫作“把”字的后置成分。
   InA, // 插入语(Parenthesis)
   PLC, // 名词复数(Plural complement)
   CR, // 复句关系(Clause adjunct)
   OC, // 序数补足语(Ordinal complement)
   CsR, // 连接状语(Correlative adjunct)
   QC, // 数量Complement of classifier 如：三本、三岁、两个
   AuxR, // 助词附着关系(Particle adjunct)
   BeiS, // “被”字结构
   Punct // 标点(Punctuation)
}
```

以文本形式表示：[2] [个] [类]

```
个 - ATR-> 类
2 - QC -> 个
```

首先定义依存树中的节点，也就是一个词：

```
public class TreeNode {
   public int id; //在句子中唯一的编号
   public String term; //词本身
   public TreeNode dominator; //支配词
   public GrammaticalRelation relation; //依存关系
}
```

“一/本/书”的依存文法树如图 4-6 所示。

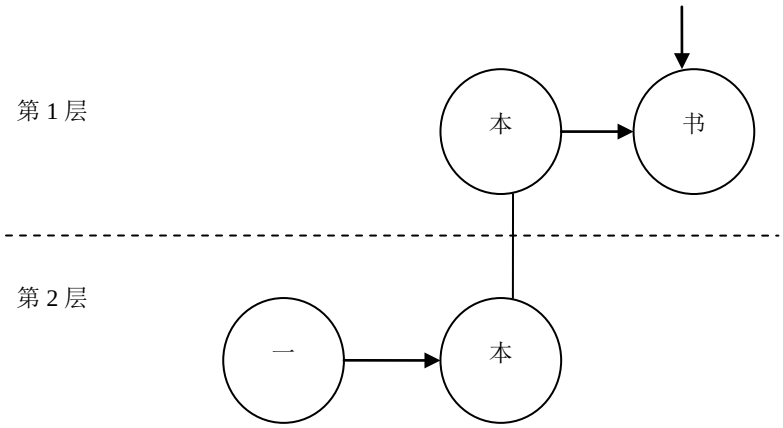


图 4-6　中文依存树

依存树的图形化表示，不仅表现结构，而且表现词出现的位置先后关系。

生成“一/本/书”的依存文法树的代码如下：

```
// 本 -> 书
DepTree ben = new DepTree(new TreeNode(new Token("本",2,3)) );
DepTree book = new DepTree(new TreeNode(new Token("书",4,5)) );

ArrayList<DepTree> struct = new ArrayList<DepTree>(); //第一层
struct.add(ben);
struct.add(book);
book.treeStruct = struct;

DepTree cnTree = book; //依存树的根节点

// 一 -> 本
DepTree a = new DepTree(new TreeNode(new Token("一",0,1)) );
struct = new ArrayList<DepTree>(); //第二层
struct.add(a);
struct.add(ben);
ben.treeStruct = struct;
System.out.println(enTree.toSentence()); //根据依存句法输出句子
```

对于 SVO 或者数词依赖量词这样的简单规则，只需要生成一个子层结构，如图 4-7 所示。然后把这个子层结构作为序列中唯一的中心词的子结构。

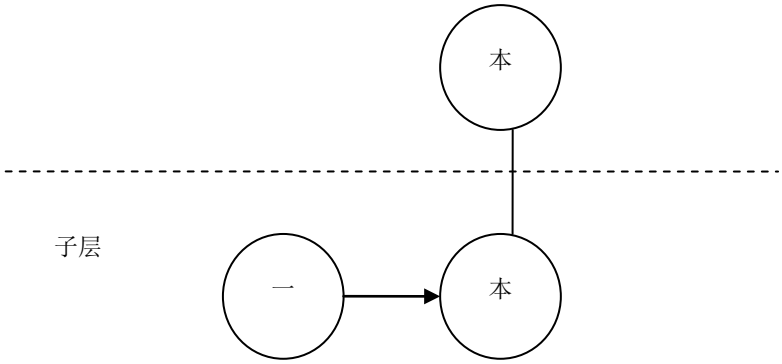


图 4-7 支配词的子层

如何生成句子的依存树？写生成规则，也就是根据什么词性序列，形成什么样的结构。

不能只匹配部分，而应该完全匹配。例如，SVO 不能先匹配 SV 然后再匹配 VO。所以每次都找最长的规则。如果这样，合并子树的方法就比较简单：

```
public static void merge(ArrayList<DepTree> key, int offset,
      ArrayList<POSSeq> seq) {
   //只生成一个子层结构
   ArrayList<DepTree> stuct = new ArrayList<DepTree>();
   int i = 0;
   for (POSSeq p : seq) {
      //得到规则中当前元素对应的子树
      DepTree currentTree = key.get(offset + i);
      if (p.offset != 0) { //不是中心词
         currentTree.root.governor = key.get(offset + i + p.offset).root;
         currentTree.root.relation = p.relation;
         key.remove(offset + i);
         offset--;
      } else {
         currentTree.treeStruct = stuct;
      }
      stuct.add(currentTree);
      ++i;
   }
}
```

除了依存关系的类型，还要有方向。也就是说支配词在左边还是右边。

如果用从前往后多次扫描规则的方式实现：

```
DependencyGrammar grammar = DependencyGrammar.getInstance();
```

```
boolean findNew = true;
while (findNew) {
   findNew = false;
   for (int offset = 0; offset < depTrees.size(); ++offset) {
      ArrayList<DependencyGrammar.POSSeq> rule = grammar.matchLong(
            depTrees, offset);
      if (rule != null) {
         findNew = true;
         DependencyGrammar.merge(depTrees, offset, rule);
      }
   }
}
```

匹配“贵妃醉酒的剧情是什么”这样会产生问题：首先组成 2 个子树：

贵妃醉酒的 (贵妃醉酒)
剧情是什么 (是)

由“贵妃醉酒”与“是”这个词再组合，这样不能得到正确的依存树。

应该用左边的词优先匹配规则。

```
int offset = 0;
while (offset < tokens.size()) {
   ArrayList<DependencyGrammar.POSSeq> rule = grammar.matchLong(
         depTrees, offset);
   if (rule != null) {
      DependencyGrammar.merge(depTrees, offset, rule);
      offset = 0;
   }else {
      ++offset;
   }
}
```

例如 MQ 规则就是叶子规则。优先匹配叶子规则，把叶子规则放在前面。

像“跑了两趟”这样的后补结构怎样定义规则呢？能不能用一个规则完成呢？我现在是“动词+了”和“数词+量词”两个规则定义的。应该可以放在一起。

```
//“动词+了”和“数词+量词”两个规则合并写在一起
seq = new ArrayList<POSSeq>();
//跑 支配 了
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.v,  0, GrammaticalRelation.DEPENDENT));
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.ul, -1, null));
//趟 支配 两
```

```
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.m, 1, GrammaticalRelation.DEPENDENT));
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.q, 0, GrammaticalRelation.DEPENDENT));
addRule(seq);
```

每个词对应一个可能的子层结构，这样就是一个子层结构数组。

```
ArrayList<DepTree>[] stucts;
```

位于第 i 个位置的中心词的子层结构用它对应的 stucts[i]赋值。

动词+代词+动词（动宾），例如，“叫他来”其中的中心词是“叫”。

```
//叫他来
seq = new ArrayList<POSSeq>();
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.v, 0, GrammaticalRelation.SUBJECT));
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.r, 1, null)); //来 支配 他
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.v, -2, GrammaticalRelation.OBJECT)); //叫 支配 来
```

依存文法由一系列规则组成。规则类定义如下：

```
public class Rule {
   PartOfSpeech[] dependents; //被支配词性序列
   int headId;         //支配词性位置
   DependencyRelation type; //依存关系类型
   public Rule(DocType[] deps,int governor,DependencyRelation dr){
      dependents = deps;
      headId = governor;
      type = dr;
   }
}
```

依存文法可以提高分词准确性。例如，对于切分“从小学计算机”这个句子来说，因为“从小/学/计算机”存在谓语和宾语结构，而“从/小学/计算机”则是介宾结构，介宾结构不是一个完整的句子结构，所以更有可能切分成为“从小/学/计算机”。

可以根据规则规约，从底向上生成不完全的树。

怎么把一句话里的关键字提取出来。比如“包邮！日本原装代购 精致品质 时尚老花镜 +200~+300”。我想提取“老花镜”出来。先分词，然后去掉停用词，之后提取主要的名词。使用依存句法识别作为主干成分的名词。

4.2.2 英文依存文法

句子“water as long as not contaminated is drinkable”的依存关系图如图 4-8 所示。

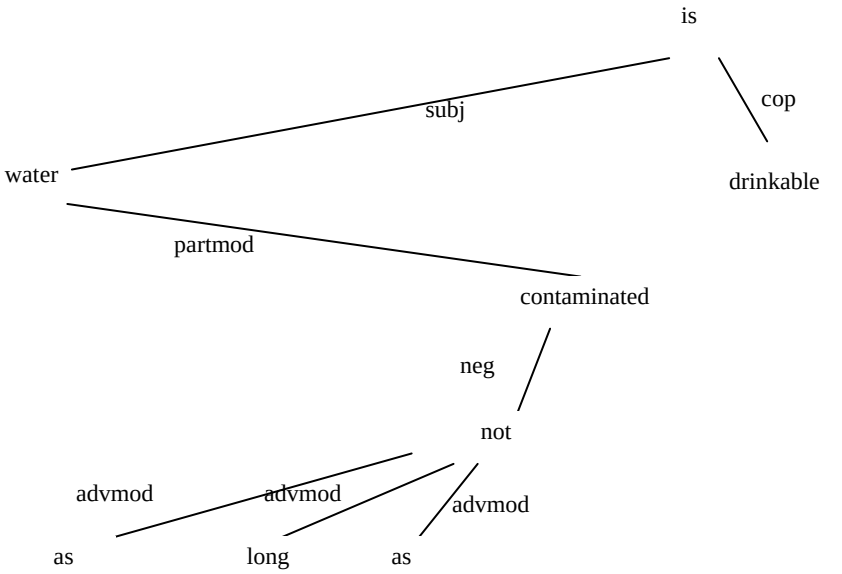


图 4-8　英文依存树

一个语法关系持有一个支配词（或中心语）和一个依存者。语法关系如下列定义，根据依存关系的缩略名字（parser 的输出）按字母表的顺序进行排列。定义使用 Penn Treebank 的部分语言标签和短语标签。

一个依存关系的写法：缩略的依存关系名字（支配词，依存词）。英文中存在如下一些依存关系。

- abbrev：缩略语修饰词

一个 NP 的缩略语修饰词是一个被括号起来的 NP 用于缩写 NP(或者被定义一个缩略语)。

例如，句子"The Australian Broadcasting Corporation(ABC)"中存在依存关系：

abbrev (Corporation, ABC)。

- acomp：形容词补集

一个动词的形容词补集是一个以补集形式出现的形容词短语(类似于动词的一个对象)。

"She looks very beautiful"　　acomp(looks, beautiful)

- advcl：副词从句修饰词

一个 VP 或 S 的副词从句修饰词是一个修饰动词的从句（暂态从句，结果从句，条件从句，etc）。

"The accident happened as the night was falling"　advcl (happened, falling)

"If you know who did it, you should tell the teacher" advcl (tell, know)

- advmod：副词修饰词

一个词的副词修饰词是一个(非从句)的副词或副词短语(ADVP)，用于修正词的含义。

"Genetically modified food"　存在依存关系：　advmod (modified, genetically)

"less often"　存在依存关系：　advmod (often, less)

- agent：代理

代理是被介词"by"引导的被动动词的补集。

“The man has been killed by the police”　agent (killed, police)

“Effects caused by the protein are important”　agent (caused, protein)

- amod：形容词修饰词

一个 NP 的形容词修饰词是任意的形容词短语服务于修饰 NP 的含义。

“Sam eats red meat”中存在依存关系：amod (meat, red)

"this is a great camera"中存在依存关系：amod (camera, great)

- appos：同位修饰词

NP 的同位修饰词紧挨在第一个 NP 的右边，括号内的是样例。

“Sam, my brother” appos (Sam, brother)

“Bill (John’s cousin)” appos (Bill, cousin)

- attr：定语

一个定语是一个连接动词例如"to be"，"to seem"，"to appear"的 WHNP 的补集。

“What is that?” attr (is, What)

- aux：辅助词

从句的辅助词是一个从句的非主动词，例如形态辅助词，“be”和“have”的复合形态。

“Reagan has died” aux (died, has)

“He should leave” aux (leave, should)

- auxpass：被动辅助词

一个被动辅助词的从句是一个包含被动信息的非主动词从句。

“Kennedy has been killed” auxpass (killed, been)

aux (killed,has)

“Kennedy was/got killed” auxpass (killed, was/got)

- cc：并列词

并列词是用于连接副词与并列副词的。（注意到：不同的依存语法有不同的连接词处理方法。我们并列词中的一个（通常是第一个）作为并列词的起始词。）

“Bill is big and honest” cc (big, and)

“They either ski or snowboard” cc (ski, or)

- ccomp：从句补集

动词或形容词的从句补集是一个将动词或形容词的目标对象作为内部主语的依存从句。

名词的从句补集以一个名词子集(例如"实事"或"报告")的形式被限定在补集从句之内。我们对他们做同样的分析（和 Huddleston and Pullum 2002"内容从句"在此类分析中并列）。这样的从句补集通常是有限集（尽管那儿经常有些残留的英语的虚拟语态）。

“He says that you like to swim” ccomp (says, like)

“I am certain that he did it” ccomp (certain, did)

“I admire the fact that you are honest” ccomp (fact, honest)

- complm：补语标记

从句补集的补语标记(ccomp)是引导他的词。将会是从属连接词“that”或“whether”。

“He says that you like to swim” complm (like, that)

- conj：连接词

一个连接词是“and”、“or”这样的并列连接词连接起来的两个元素。我们以非对称方式处理连接词：连接关系的中心语是第一个连接词，另一个连接词通过 conj 关系与之依存。

“Bill is big and honest” conj (big, honest)

“They either ski or snowboard” conj (ski, snowboard)

- cop：系动词

系动词用于表达系动词和系动词的补集之间的关系。(通常认为系动词依存于其补集)

“Bill is big” cop (big, is)

“Bill is an honest man” cop (man, is)

- csubj：从句对象

一个从句对象是一个从句的句法，例如，对象本身就是从句。关系的支配词并不一定总是动词：当动词是系动词时，从句的根即为系动词的补集。在接下来的两个例子中，“what she said”是对象。

“What she said makes sense” csubj (makes, said)

“What she said is not true” csubj (true, said)

- csubjpass：从句式被动对象

从句被动对象是一个被动从句的从句式语法对象。在下列例子中，

“that she lied”是对象。

“That she lied was suspected by everyone” csubjpass (suspected, lied)

- dep：依存关系

当系统没有能力去确定两个词之间的更精确的依存关系时，依存关系被标记为 dep。这些可能是因为一个奇异的语法结构，在斯坦福依存关系转换软件里的一个限定，即为分词器错误，或者因为一个未被解析的长程的依存关系。

“Then, as if to show that he could, . . . ” dep (show, if)

- det：限定词

限定词用于表示 NP 的中心语和他的限定词之间的关系。

“The man is here” det (man, the)

“Which book do you prefer?” det (book, which)

- dobj：直接对象

VP 的直接对象是名词短语，作为动词的直接宾语对象。

“She gave me a raise” dobj (gave, raise)

“They win the lottery” dobj (win, lottery)

- expl：虚词

这个关系捕捉到存在的“there”。从句的主要动词是支配词。

“There is a ghost in the room” expl (is, There)

- infmod：不定词修饰词

NP 的不定词修饰词是用于修饰 NP 意义的不定词。

“Points to establish are . . . ” infmod (points, establish)

“I don’t have anything to say” infmod (anything, say)

- iobj：间接对象

VP 的间接对象是名词短语，作为动词的与格对象。

“She gave me a raise” iobj (gave, me)

- mark：标记

状语从句补集的标记(advcl)是引导他的词。这就是与“that”或“whether”不同的从属连接词：例如“because”，“when”，“although”，等等。

“Forces engaged in fighting after insurgents attacked” mark(attacked, after)

- mwe：多词表达式

多词表达式（修饰词）关系用于多词惯用法，即表现为像一个功能词一样工作。用于存储普通多词表达式的依存变量的封闭集合，而这些多词的依存关系分配到其他关系集合则显得很困难或者不明确。现在，这个关系被用于下列表达式：rather than, as well as, instead of, such as, because of, instead of, in addition to, all but, such as, because of, instead of, due to. 这些类的边界不是很清晰；其边界将会随时间变化而增长或者缩减一点点。

“I like dogs as well as cats” mwe (well, as)

mwe (well, as)

“He cried because of you” mwe (of, because)

- neg：否定修饰词

否定修饰词用于表达一个否定词及其修饰的具体词。

“Bill is not a scientist” neg (scientist, not)

“Bill doesn’t drive” neg (drive, n’t)

- nn：名词复合修饰词

NP 的名词复合修饰词可以是修饰中心名词的任意名词。(注意到在当前用于依存关系提取的系统中，所有的名词都修饰 NP 最右边的名词——没有智能名词复合分析。一旦当 Penn

Treebank 表示 NPs 的分支结构时，这很有可能被固定下来。)

“Oil price futures” nn (futures, oil)

nn (futures, price)

- npadvmod：名词短语作为副词修饰词

这个关系捕捉到不同地方的语法上的名词短语(NP)在句子中被用作副词修饰词。这些使用方法包括：(i) 度量短语，是中心语 ADJP/ADVP/PP 和修饰 ADJP/ADVP 度量短语的中心语之间的关系; (ii) 在 VP 中做扩展的非对象的名词短语; (iii) 金融结构中包含副词或像 PP 的 NP，尤其是下列的结构$5 是一个共享结构，其中第二个 NP 表示“每股”；(iv) 浮点映射；和(v) 某些其他完全的 NP 结构。一个暂态的修饰词(tmod)是 npadvmod 的作为分立关系的子集。“The director is 65 years old”

npadvmod(old, years)“6 feet long”npadvmod (long, feet)

“Shares eased a fraction”npadvmod (eased, fraction)

“IBM earned $ 5 a share”npadvmod ($, share)

“The silence is itself signi?cant”npadvmod (signi?cant, itself)

“90% of Australians like him, the most of any country”npadvmod (like, most)

- nsubj：名义主语

名义主语是一个作为从句的语法主语的名词短语。这种关系的支配词不一定总是动词：当动词是一个连接动词时，从句的根是联系动词的补集，可以是形容词或者名词。

“Clinton defeated Dole”nsubj (defeated, Clinton)

“The baby is cute”nsubj (cute, baby)

- nsubjpass：被动名义主语

被动名义主语是被动从句的语法主语的名词短语。

“Dole was defeated by Clinton”nsubjpass (defeated, Dole)

- num：数字修饰词

名词的数字修饰词是用于修饰名词含义的任意的数字短语。

“Sam eats 3 sheep”num (sheep, 3)

- number：复合数量词的元素

复合数量词的元素是一个金钱的数量或数字短语的一部分。

“I lost $ 3.2 billion”number ($, billion)

- parataxis：排比句

排比关系(源于希腊的“place side by side”)是从句的主动词和其他句子元素之间的关系，例如句子的括号，或“:”以及“;”之后的从句。

“The guy, John said, left early in the morning”parataxis(left, said)

- partmod：分词修饰词

NP 或 VP 的分词修饰词是一个分词动词形式，用于修饰名词短语或句子。

例如句子：“Truffles picked during the spring are tasty”

存在依存关系：partmod(truffles, picked) 在春季采摘的 修饰　松露

“Bill tried to shoot demonstrating his incompetence”partmod(shoot, demonstrating)

- pcomp：前置词补语

前置词补语被用于这种情况，当前置词补语是一个从句或介词短语(or occasionally, an adverbial phrase)。介词的前置词补语是介词之后的从句的中心语，或其后的 PP 的介词中心语。

“We have no information on whether users are at risk”pcomp(on, are)

“They heard about you missing classes”pcomp(about, missing)

- pobj：介词的对象

介词的对象是跟随在介词之后的名词短语的中心词，或者副词“here”和“there”。（介词依次轮流修饰名词、动词等。）和 Penn Treebank 不一样，我们这里将“including”，“concerning”等 VBG 准介词定义为 pobj 的实例。(介词对于“pace”“versus”等而言能被称为 FW。也能被称为 CC——但是我们不能现在就对其进行操作，并且需要将其与联合介词区分开来。)在介词与动词合并的情况下，对象能够在介词之前(例如，“What does CPR stand for?”)。

“I sat on the chair”pobj (on, chair)

- poss：所有格修饰词

所有格修饰词关系存在于 NP 的中心词和他的所有格限定词之间，或是一个所有格补集。

“their offices”poss (o?ces, their)

“Bill’s clothes”poss (clothes, Bill)

- possessive：所有格修饰词

所有格修饰词关系展现在 NP 的中心词和所有格之间。

“Bill’s clothes”possessive(John, ’s)

- preconj：前置连接词

前置连接词关系存在于 NP 的中心词和连接套词的第一个括号词之初(并且着重于此)，例如“either”，“both”，“neither”。

“Both the boys and the girls are here” preconj (boys, both)

- predet：前置限定词

前置限定词关系存在于 NP 的中心词及修正 NP 限定词的前驱词之间。

“All the boys are here”predet(boys, all)

- prep：前置介词修饰词

动词、形容词或名词的前置介词修饰词可以是任意的用于修饰动词，形容词，名词或者甚至其他介词的含义的前置介词短语。在分解表达式中，这仅仅用于 NP 补集的前置介词。

“I saw a cat in a hat”prep(cat, in)

“I saw a cat with a telescope”prep(saw, with)

“He is responsible for meals”prep(responsible, for)

- prepc：介词从句修饰词

在分解表达式，动词、形容词或名词的介词从句修饰词是一个用于修饰动词、形容词或名词的介词引导的从句。

“He purchased it without paying a premium”prepc_without (purchased, paying)

- prt：动词短语助词

动词短语助词关系标记动词短语，并依存于动词与其助词之间。

“They shut down the station”prt(shut, down)

- punct：标点符号突出

这被用于从句中的任意片段的标点符号突出，如果标点符号被保持在类型的依存关系中。默认默认情况，标点符号不保留在输出中。

“Go home!”punct(Go, !)

- purpcl：目的从句修饰词

VP 的目的从句修饰词是使用中心词“(in order) to”规定目的的从句。目前系统只能识别含有“in order to”的部分，而对于其他的部分则无法将展现的表达式与公开的从句补集(xcomp)区分开来。It can also recognize fronted“to”purpose clauses in sentences。

“He talked to him in order to secure the account”purpcl (talked, secure)

- quantmod：数量词短语修饰词

一个数量词修饰词是一个 QP 组成部分的中心语修饰词。(这些修饰词是复合数字数量词，不是其他类型的“quantification”。像“all”这样的数量词成为了限定词。)

“About 200 people came to the party”quantmod(200, About)

- rcmod：关系从句修饰词

NP 的关系从句修饰词是修饰 NP 的关系从句。关系从 NP 的中心语名词指到关系从句的中心语，通常是一个动词。

“I saw the man you love”rcmod(man, love)

“I saw the book which you bought”rcmod(book,bought)

- ref：指示对象

NP 中心语的指示对象是引导关系从句修饰 NP 的关系词。

“I saw the book which you bought”ref(book, which)

- rel：关系词

关系从句的关系词是 WH-短语的中心词引导的词。

“I saw the man whose wife you love”rel(love, wife)

这个分析仅仅用于关系从句中非对象的关系词。

关系从句的主语关系词被当作 nsubj 来分析。

- root：根

根语法关系指向句子的根。一个虚节点“ROOT”被用作支配词。根节点被标记为索引“0”，句子中的实际词的索引从 1 开始。

“I love French fries.”root(ROOT, love)

“Bill is an honest man”root(ROOT, man)

- tmod：暂态修饰词

暂态修饰词（VP、NP 或 ADJP 是一个裸名词短语组成部分，指定一个时间，用于修饰组成部分的含义。（其他的修饰词是介词短语，被作为 prep 引导。）

“Last night, I swam in the pool”tmod(swam, night)

- xcomp：开放从句的补集

VP 或 ADJP 的开放从句的补集(xcomp)是一个没有自己主语的从句补集，其引用被外部主语确定。这些补集通常是无限集。xcomp 这个名字是从词汇功能语法中借用过来的。

“He says that you like to swim”xcomp(like, swim)

“I am ready to leave”xcomp(ready, leave)

- xsubj：控制主语

控制主语是开放从句的补集(xcomp)中心语与从句的外部主语之间的关系。

“Tom likes to eat fish”xsubj (eat, Tom)

上述章节定义的语法关系表现为层次结构。当层次结构中更精确的关系不存在或者不能被系统检索时，最普通的语法关系和依存关系(dep)将会被使用。

root - root	根
dep - dependent	依存
aux - auxiliary	辅助词
auxpass - passive auxiliary	被动副助词
cop - copula	并列词
arg - argument	论据
agent - agent	代理
comp - complement	辅助词
acomp - adjectival complement	形容词补集
attr - attributive	属性词
ccomp - clausal complement with internal subject	含有内部主语的从句补集

xcomp - clausal complement with external subject	含有外部主语的从句补集
complm - complementizer	辅助词
obj - object	对象
dobj - direct object	直接对象
iobj - indirect object	非直接对象
pobj - object of preposition	介词的对象
mark - marker (word introducing an advcl)	标注词（引导 advcl 的词）
rel - relative (word introducing a rcmod)	关系词（引导 rcmod 的词）
subj - subject	主语
nsubj - nominal subject	名义主语
nsubjpass - passive nominal subject	被动名义主语
csubj - clausal subject	从句主语
csubjpass - passive clausal subject	被动从句主语
cc - coordination	协同词
conj - conjunct	连接词
expl - expletive (expletive“there”)	虚词（虚词“there”）
mod - modifier	修饰词
abbrev - abbreviation modifier	缩写式修饰词
amod - adjectival modifier	形容词修饰词
appos - appositional modifier	同位修饰词
advcl - adverbial clause modifier	副词从句修饰词
purpcl - purpose clause modifier	目的从句修饰词
det - determiner	限定词
predet - predeterminer	预限定词
preconj - preconjunct	预连接词
infmod - infinitival modifier	有限修饰词
mwe - multi-word expression modifier	多词表达式修饰词
partmod - participial modifier	分词修饰词

advmod - adverbial modifier	副词修饰词
neg - negation modifier	否定修饰词
rcmod - relative clause modifier	关系从句修饰词
quantmod - quantifier modifier	数量词修饰词
nn - noun compound modifier	名词复合修饰词
npadvmod - noun phrase adverbial modifier	名词短语的副词修饰词
tmod - temporal modifier	暂态修饰词
num - numeric modifier	计数修饰词
umber - element of compound number	复合数量词的元素
prep - prepositional modifier	介词修饰词
poss - possession modifier	所有词修饰词
possessive - possessive modifier (’s)	所有格修饰词
prt - phrasal verb particle	语法动词助词
parataxis - parataxis	排比
punct - punctuation	截略
ref - referent	参考词
sdep - semantic dependent	语法依存
xsubj - controlling subject	控制主语

4.2.3 生成依存树

一种生成依存树的规则，定义词性和依存方向，以及依存关系的类型。例如冠词后面是名词，然后是表示依存方向的箭头，最后是依存类型。

det:noun:RA:DETERMINER

GrammaticalRelation.java 里定义依存关系。

PartOfSpeech.java 里定义的是每个词的词性。根据分词以后得到的结果及词性标注，分析得出词之间的依存关系。

有些依存关系根据一些封闭的常用助词得到。

DependencyGrammar.java 定义的是依存规则。把这些依存规则组织成树的形式。例如主谓

宾这样的依存规则：

pron(1) verb(0) noun(-1)

每一个词用词性，偏移量和依存关系来描述。例如代词依赖后面的动词：

new POSSeq(PartOfSpeech.pron,1,GrammaticalRelation.SUBJECT);

依存规则通过下列代码添加到三叉 Trie 树中：

```
ArrayList<POSSeq> seq = new ArrayList<POSSeq>(); //创建序列表示的依存规则
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.pron, 1, GrammaticalRelation.SUBJECT));
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.verb, 0, null));
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.noun, -1, GrammaticalRelation.OBJECT));
addRule(seq);
```

每个 POSSeq 表示一个词。例如，“The dog”这个例子：

```
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.det, 1, GrammaticalRelation.DETERMINER));
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.noun, 0, null));
```

“The”依赖后面的词，所以“The”的偏移量是 1，“dog”是中心语，属于支配词，所以它的偏移量是 0。

那么是不是偏移量的值只可能是 1、0 或-1？也可能是 2、3 或者-2、-3 等。那怎么能确定哪个词的偏移量是多少呢？看它和中心词的距离。

以“I have been in Canada since 1947.”这句话为例，见图 4-9。

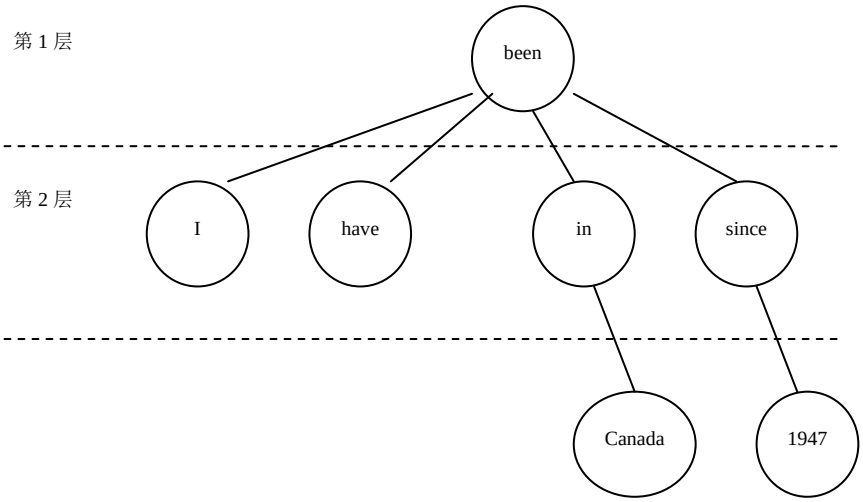


图 4-9　依存树

have 到 been 的偏移量是 1，I 到 been 的偏移量是 2。since 到 been 的偏移量是 -2。因为 been 是中心词，所以 been 是根节点。

怎么确定一句话的中心词呢？是根据事先定义好的语法规则树吗？根据依存规则做合并。最开始，把每个词都看成一个原子树，然后向上合并，能到哪里算哪里。

偏移量是指与其支配词的偏移。in 到 been 的偏移量是-1，因为 in 与 have 在同一层，只是方向不同。

Canada 和 1947 这两个词不直接由 been 支配。Canada 的支配词是 in。in Canada 组成原子树。1947 的支配词就是 since。

“history of php”这个短语的依存树如图 4-10 所示。

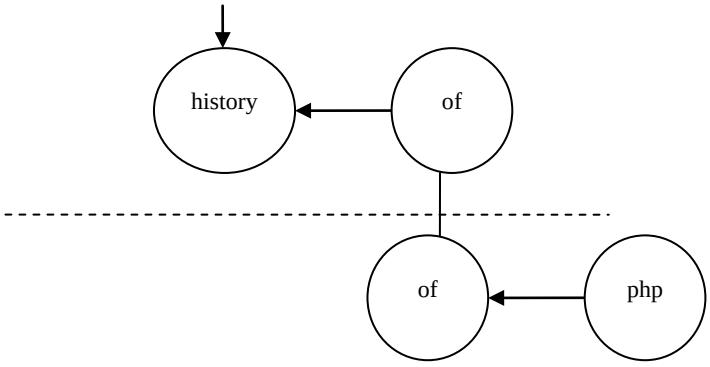


图 4-10 “history of php”依存树

这里表示“of”的 DepTree 对象只有一个。因为存在两个数组，每个数组中都有一个对“of”DepTree 对象的引用，所以画了两个“of”。

每个 DepTree 类由根节点和它直接管辖的子结构组成。

```
public class DepTree {
   public TreeNode root; //根节点
   public ArrayList<DepTree> order; //用来记录词序
}
```

首先匹配规则，然后根据规则建立起依存树的结构。得到依存树结构的方法：首先建立起层次关系和支配连接，然后删除同一个层次中多余的出现。

```
public static void merge(ArrayList<EnDepTree> key, int offset,
                ArrayList<POSSeq> seq) {
   //首先建立起层次关系和支配连接，然后删除顶层中多余的子树引用
```

```
   for (int i=0;i<key.size();++i) {
      EnDepTree currentTree = key.get(offset + i);  //当前树
      POSSeq p = seq.get(i);
      if(p.offset != 0)   {
         EnDepTree parentTree = key.get(offset + i + p.offset);  //当前树的父亲树

         //建立支配连接
         currentTree.root.governor = parentTree.root;
         currentTree.root.relation = p.relation;

         //建立起层次
         if(parentTree.order == null){
            parentTree.order = new ArrayList<EnDepTree>();
         }

         //如果父节点缺位，先把它自己加进去
         if(p.offset<0 && parentTree.order.size()==0){
            parentTree.order.add(parentTree);
         }

         parentTree.order.add(currentTree);
      }
   }

   //删除顶层中多余的子树引用
   int i=0;
   for (POSSeq p : seq) {
      if(p.offset != 0)   {
         key.remove(offset + i);
         offset--;
      }
      ++i;
   }
}
```

4.2.4　遍历

为了根据依存树还原出句子，需要遍历依存树。对于一个二叉树来说，用中序遍历的方法就可以得到一个有序的元素序列。把所有的词插入到一个有序的动态数组。

```
public String toSentence(){
   if(order == null)
      return term;
```

```
   ArrayList<TermNode> result = new ArrayList<TermNode>();  //要得到的节点序列
   result.add(new TermNode(this));

   ArrayDeque<TreeNode> queue=new ArrayDeque<TreeNode>();//遍历树用到的队列
   queue.add(this);

   for (TreeNode headNode = queue.poll();headNode!=null;headNode = queue.poll()) {
      int head = headNode.order.indexOf(headNode);

      int resultPos = result.indexOf(new TermNode(headNode));

      for (int k = 0; k <head; ++k) {
         TreeNode currentNode = headNode.order.get(k);
         result.add(resultPos, new TermNode(currentNode));
         if(currentNode.order!=null){
            queue.add(currentNode);
         }
         ++resultPos;
      }

      ++resultPos;
      for (int k = (head + 1); k < headNode.order.size(); ++k) {
         TreeNode currentNode = headNode.order.get(k);
         result.add(resultPos, new TermNode(currentNode));
         if(currentNode.order!=null){
            queue.add(currentNode);
         }
         ++resultPos;
      }

      StringBuilder sb = new StringBuilder();
      for(TermNode n:result){
         sb.append(n.term +" ");
      }
   }

   StringBuilder sb = new StringBuilder();
   for(TermNode n:result){
      sb.append(n.term +" ");
   }
   return sb.toString();
}
```

4.2.5　机器学习的方法

经过结构标注的语料库叫作树库，例如宾夕法尼亚大学树库(http://www.cis.upenn.edu/~chinese/)。

MSTParser(http://www.seas.upenn.edu/~strctlrn/MSTParser)是一个 Java 实现的依存句法分析包。其中对训练实例的定义如下：

```
public class DependencyInstance {
   public String[] terms;       //词
   public DocType[] postags;    // 标注类型
   public int[] heads;          // 每个元素的头 ID
   public String[] deprels;          // 依赖关系，例如"SUBJ"
}
```

训练数据中的每个句子用 3 到 4 行表示，一般的格式是：

w1	w2	...	wn
p1	p2	...	pn
l1	l2	...	ln
d1	d2	...	d2

这里，

- w1 ... wn 是以空格分开的句子中的单词。

- p1 ... pn 是每个单词的词性标注。

- l1 ... ln 是依赖关系类型标注。

- d1 ... dn 用整数表示每个单词的父亲的位置。

Zpar(http://sourceforge.net/projects/zpar)是一个 C++实现的依存树解析包。

CONLL 格式的依存树库样例：

```
1    摩洛哥     摩洛哥     n    nsf  _    2    施事
2    组成       组成       v    v    _    0    核心成分
3    新         新         a    a    _    4    描述
4    政府       政府       n    n    _    2    受事
```

4.3　小结

自动句法分析主要有两种模式：一是短语结构语法，二是依存语法。依存语法更能体现句子中词与词之间的关系，因此本节介绍了依存句法分析。

Stanford Parser(http://nlp.stanford.edu/software/lex-parser.shtml)实现了一个基于要素模型的句法分析器，其主要思想就是把一个词汇化的分析器分解成多个要素(factor)句法分析器。Stanford Parser 将一个词汇化的模型分解成一个概率上下文无关文法(PCFG)和一个依存模型。SharpNLP(http://sharpnlp.codeplex.com/)可以图形化显示句法树。它是用 C#实现的。可以利用依存关系改进一元分词，也可以利用依存关系改进二元分词等。

4.4 专业术语

Dependency Grammar 依存文法

NonTerminal 非终结符号

Probalistic context free grammar 概率上下文无关文法

Production 产生式

Syntactic Parser 句法分析器

Terminal 终结符号

Treebank 树库

5 第 5 章 文档排重

互联网给人们提供了数不尽的信息和网页，其中有许多是重复和多余的，这就需要文档排重。比如，央行的征信中心会收到来自不同银行申请贷款的客户资料。需要合并重复信息，并整合成一个更完整的客户基本信息。可以通过计算信息的相似性合并来自不同数据来源的数据。

5.1 相似度计算

相似度计算的任务是根据两段输入文本的相似度返回从 0 到 1 之间的相似度值：完全不相似，则返回 0；完全相同，则返回 1。衡量两段文字距离的常用方法有：海明距离(Hamming distance)、编辑距离、欧氏距离、文档向量的夹角余弦距离、最长公共子串。

5.1.1 夹角余弦

假设要比较相似度的两篇文档分别是：

x 吃/苹果
y 吃/香蕉

把“吃”这个词作为第一个维度，“苹果”这个词作为第二个维度，“香蕉”这个词作为第三个维度。则文档 *x* 可以用向量(1,1,0)表示，而文档 *y* 可以用向量(1,0,1)表示。

把文档 *x* 对应的向量抽象表示成为(x1,x2,x3)，文档 *y* 对应的向量抽象表示成为(y1,y2,y3)。

可以把向量看成多维空间中从原点出发的有向线段。

x 和 *y* 的相似度分值 = (*x*1***y*1+*x*2***y*2+*x*3***y*3) / ((sqrt(*x*1***x*1 + *x*2***x*2 + *x*3***x*3) * sqrt(*y*1***y*1 + *y*2***y*2 + *y*3***y*3)　)

文档向量的夹角余弦相似度量方法将两篇文档看作是词的向量，如果 *x*、*y* 为两篇文档的向量，则 $\mathrm{Cos}(x,y)=\frac{x\cdot y}{\|x\|\|y\|}$，如图 5-1 所示。

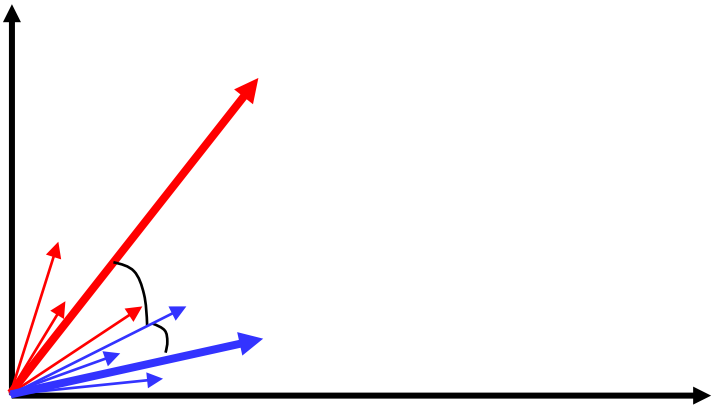


图 5-1　向量的夹角

如果余弦相似度为 1，则 *x* 和 *y* 之间夹角为 0°，并且除大小(长度)之外，*x* 和 *y* 是相同的；如果余弦相似度为 0，则 *x* 和 *y* 之间夹角为 90°，并且它们不包含任何相同的词。

实现计算相似度的代码：

```
//计算两个向量的向量积，也就是内积
public static int scalarProduct(int[] one, int[] two) {
   int result = 0;
   for (int i = 0; i < one.length; i++) {
      result += one[i] * two[i];
   }
   return result;
}
```

```
//向量长度
public static double vectorLength(int[] vector) {
   double sumOfSquares = 0d;
   for (int i = 0; i < vector.length; i++) {
      sumOfSquares = sumOfSquares + (vector[i] * vector[i]);
   }

   return Math.sqrt(sumOfSquares);
}

//两个向量的余弦相似度
public static double cosineOfVectors(int[] one, int[] two) {
   double denominater = (vectorLength(one) * vectorLength(two));
   if (denominater == 0) {
      return 0;
   } else {
      return (scalarProduct(one, two)/denominater);
   }
}
```

除了余弦相似度，还可以用 Dice 系数。

Dice（s1,s2）=2*comm(s1,s2)/(leng(s1)+leng(s2))。

其中，comm (s1,s2)是 s1、s2 中相同字符的个数 leng(s1)，leng(s2)是字符串 s1、s2 的长度。

```
/**
 * Calculate Dice's Coefficient
 *
 * @param intersection
 *          number of tokens in common between input 1 and input 2
 * @param size1
 *          token size of first input
 * @param size2
 *          token size of second input
 * @return Dice's Coefficient as a float
 */
public static float calculateDiceCoefficient(int intersection, int size1, int size2) {
   return (float) ((2.0f * (float) intersection)) / (float) (size1 + size2) * 100.0f;
}
```

Jaccard 系数和 Dice 系数类似，不过分母不一样。

5.1.2 最长公共子串

匹配两段文字时，允许匹配不连续，而是允许中间有间断的匹配。这种方法叫作最长公共子串，简称 LCS。也是一种衡量文档相似度的常用方法。举例说明两个字符串 *x* 和 *y* 的最长公共子串。

假设 *x* = { a , **b** , **c** , **b** , d , **a** , b }，*y* = { **b** , d , **c** , a , **b** , **a** }，则从前往后找，*x* 和 *y* 的最长公共子串 LCS(*x*, *y*) = { b , c , b , a }，如图 5-2 所示。

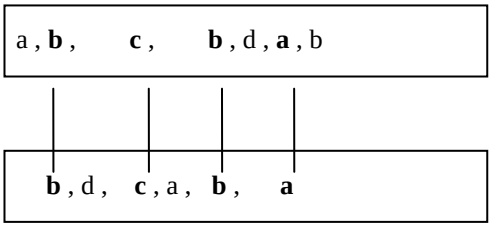


图 5-2 最长公共子串

最长公共子串另外一个可能的取值是：LCS(*x*,*y*)={b,d,a,b}。{ b , c , b , a }和{b,d,a,b}的长度都是 4。

x = “高新技术开发区北环海路 128 号”

y = “高技区北环海路 128 号”

则 *x* 和 *y* 的最长公共子串为 LCS(*x*, *y*) = “高技区北环海路 128 号”。

LCS(“在花的中间”,” 在中间的花”) = “在中间”。

使用动态规划的思想计算最长公共子串的长度的方法：引进一个二维数组 lenLCS[][]，用 lenLCS[*i*][*j*]记录 *x* 的前 *i* 个长度的子串与 *y* 的前 *j* 个长度的子串的 LCS 的长度。需要一个递归方程计算 LenLCS(*i*, *j*)。这个递归方程也叫作循环等式。

自底向上进行递推计算，那么在计算 lenLCS[*i*][*j*]之前，lenLCS[*i*-1][*j*-1]，lenLCS[*i*-1][*j*]与 lenLCS[*i*][*j*-1]均已计算出来。此时再根据 *x*[*i*-1]和 *y*[*j*-1]是否相等，就可以计算出 lenLCS[*i*][*j*]。

计算 LenLCS 的循环等式：

$$\text{lenLCS}(i,j)=\begin{cases}0 & \text{if } i=0, \text{or } j=0\\ \text{lenLCS}(i-1,j-1)+1 & \text{if } i,j>0 \text{ and } x_{i-1}=y_{j-1}\\ \max\{\text{lenLCS}(i-1,j),\text{lenLCS}(i,j-1)\} & \text{else}\end{cases}$$

计算两个字符串的最长公共子串长度的实现如下：

```
static int lcsLen(String s1, String s2){
    int[][] lenLCS = new int[s1.length()+1][s2.length()+1];  //初始化为0的二维数组

    //实际算法
    for (int i = 1; i <= s1.length(); i++)
       for (int j = 1; j <= s2.length(); j++)
          if (s1.charAt(i - 1)==s2.charAt(j - 1))
             lenLCS[i][j] = 1 + lenLCS[i-1][j-1];
          else
             lenLCS[i][j] = Math.max(lenLCS[i-1][j], lenLCS[i][j-1]);

    return lenLCS[s1.length()][s2.length()];
}
```

为了返回 0 到 1 之间的一个相似度值，根据 LCS 计算的打分公式如下：

```
int lcsLength = lcsLen(s1, s2);
double sim = (double) lcsLength / (double) Math.min(s1.length(), s2.length());
```

编辑距离相似度：

```
public static double getSim(String s1,String s2){//编辑距离
   int distance = LD(s1,s2);
   double sim = 1 - (double)distance/(double)Math.max(s1.length(), s2.length());
   if(sim<=0){
      sim=0;
   }
   return sim;
}
```

同时考虑编辑距离相似度和最长公共子串相似度：

```
double sim1 = Distance.getSim(s1, s2); //编辑距离相似度
double sim2 = LCS.getSim(s1, s2); //最长公共子串相似度
return (sim1 + sim2) / 2;
```

最长公共子串(LCS)与夹角余弦相比，最长公共子串体现了词的顺序，而夹角余弦没有。显然，词的顺序在网页文档的相似性比较中本身就是一种重要的信息，一个由若干词语按顺序组成的句子和若干没有顺序的词语组成的集合有着完全不同的意义。完全有可能，两篇文档根本不同，但是夹角余弦值却很接近 1，特别是当文档数规模很大的时候。

最长公共子串中比较的是字符，可以把字符抽象成 Token 序列。也就是说把最长公共子串的方法抽象成最长公共子序列。对英文文档计算相似度，可以先按空格分词，然后再计算最长公共子序列。

比如说“书香门第 4 号门”和“书香门第 4 号”相似度高，但是“书香门第 4 号门”和“书香门第 5 号门”相似度低。所以单从字面比较无法更准确地反映其相似性。如果只差一个字，还要看有差别的这个字是什么类型的。所以应用带权重的最长公共子串方法，首先对输入字符串进行切分成词，然后对切分出来的词数组应用带权重的最长公共子序列的相似度打分算法 LCSWeight。为了避免不准确的分词结果影响 LCSWeight 算法的准确性，可以只对切分可信度高的分词结果应用 LCSWeight 算法。

让比较的元素 E 增加权重属性 Weight。这里是 AddressToken 增加权重属性 Weight。

```
public static double addSim(String n1, String n2) throws Exception {
  //首先执行同义词替换，例如把“地方税务局”替换成“地税局”
  String s1 = SynonymReplace.replace(n1);
  String s2 = SynonymReplace.replace(n2);

  double d = getSim(s1, s2);
  if (d > 0.7) {
   ArrayList<PoiToken> ret1 = PoiTagger.basicTag(s1);
   ArrayList<PoiTokenWeight> poiW1 = new ArrayList<PoiTokenWeight>();

   for (int i = 0; i < ret1.size(); i++) {
    PoiToken poi = ret1.get(i);
    PoiTokenWeight poiTokenWeight = new PoiTokenWeight(poi);
    poiW1.add(poiTokenWeight);
   }
   ArrayList<PoiToken> ret2 = PoiTagger.basicTag(s2);
   ArrayList<PoiTokenWeight> poiW2 = new ArrayList<PoiTokenWeight>();

   for (int i = 0; i < ret2.size(); i++) {
    PoiToken poi = ret2.get(i);
    PoiTokenWeight poiTokenWeight = new PoiTokenWeight(poi);
    poiW2.add(poiTokenWeight);
   }
   return getSim(poiW1, poiW2);
  }
  return d;
}
```

应用带权重的 LCS。

```
public static int longestCommonSubsequence(ArrayList<AddressTokenWeight> s1,
      ArrayList<AddressTokenWeight> s2) {
   int[][] num = new int[s1.size() + 1][s2.size() + 1];
```

```
   // 带权重的 LCS
   for (int i = 1; i <= s1.size(); i++)
      for (int j = 1; j <= s2.size(); j++)
         if (s1.get(i - 1).equals(s2.get(j - 1))) {
            num[i][j] = s1.get(i - 1).weight + num[i - 1][j - 1];
         } else {
            num[i][j] = Math.max(num[i - 1][j], num[i][j - 1]);
         }

   return num[s1.size()][s2.size()];
}
```

这里的计算依赖于序列的 equals 方法。只需要根据词的 term 判断就好了，不需要对 type 判断了。

```
@Override
public boolean equals(Object obj) {
   if (this == obj)
      return true;
   if (obj == null)
      return false;
   if (getClass() != obj.getClass())
      return false;
   final AddressTokenWeight other = (AddressTokenWeight) obj;
   if (token == null) {
      if (other.token != null)
         return false;
   } else if (!token.equals(other.token))
      return false;
   return true;
}
```

AddressToken 的 equals 方法也是只根据字面判断。

```
@Override
public boolean equals(Object obj) {
   if (this == obj)
      return true;
   if (obj == null)
      return false;
   final AddressToken other = (AddressToken) obj;
   if (!termText.equals(other.termText)) {
      return false;
   }
```

```
    return true;
}
```

上述的相似度计算方法中没有考虑词语之间的语义相关度。例如，“国道”和“高速公路”在字面上不相似，但是两个词在意义上有相关性。可以使用分类体系的语义词典提取词语语义相关度。基于语义词典的度量方法的计算公式，以下因素是最经常使用的：

（1）最短路径长度，即两个概念节点 A 和 B 之间所隔最少的边数量。

（2）局部网络密度，即从同一个父节点引出的子节点数量。显然，层次网络中的各个部分的密度是不相同的。例如，WordNet 中的 plant/flora 部分时非常密集的，一个父节点包含了数百个子节点。对于一个特定节点（和它的子节点）而言，全部的语义块是一个确定的数量，所以局部密度越大，节点（即父子节点或兄弟节点）之间的距离越近。

（3）节点在层次中的深度。在层次树中，自顶向下，概念的分类是由大到小，大类间的相似度肯定要小于小类间的。所以当概念由抽象逐渐变得具体，连接它们的边对语义距离计算的影响应该逐渐减小。

（4）连接的类型，即概念节点之间的关系的类型。在许多语义网络中，上下位关系是一种最常见的关系，所以许多基于边的方法也仅仅考虑 IS-A 连接。事实上，如果其他类型的信息可以得到，如部分关系和整体关系，那么其他的关系类型对于边权重计算的影响也同样应该考虑。

（5）概念节点的信息含量。它的基本思想是用概念间的共享信息作为度量相似性的依据，方法是从语义网中获得概念间的共享信息，从语料库的统计数据中获得共享信息的信息量，综合两者计算概念间的相似性。这种方法基于一个假设——概念在语料库中出现的频率越高，则越抽象，信息量越小。

（6）概念的释义。在基于词典的模型中——不论是基于传统词典，还是基于语义词典——词典被视为一个闭合的自然语言解释系统，每一个单词都被词典中其他的单词所解释。如果两个单词的释义词汇集重叠程度越高，则表明这两个单词越相似。

将上述六个因素进一步合并，则可归为三大因素：结构特点、信息量和概念释义。

5.1.3 同义词替换

“麻团”也叫作“麻球”，如果有人听不懂某个词，可以换个说法再重复一遍。需要把说法统一，例如把“地方税务局”替换成“地税局”。“地税局”是“地方税务局”的缩略语。企业的简称和全称可以看成是语义相同的。一般来说，用长词替换短词。

在地址方面有时会有各种不同的写法和行政区域编码。这时同义词替换的方法之一是可以把门牌号码中文串转成阿拉伯数字。例如：“翠微中里一号楼”转换成：“翠微中里 1 号楼”。

汉语中构造缩略语的规律很诡异，目前也没有一个定论。初次听到这个问题，几乎每个人都会做出这样的猜想：缩略语都是选用各个成分中最核心的字，比如“安全检查”缩成“安检”、“人民警察”缩成“民警”等。不过，反例也是有的，“邮政编码”就被缩成了“邮编”，但“码”无疑是更能概括“编码”一词的。当然，这几个缩略语已经逐渐成词，可以加进词库了。

两列组成的文本文件：

```
地税局:地方税务局
```

SynonymReplace 执行同义词替换。实现代码如下：

```
public class SynonymReplace {
   static SynonymDic synonymDic = SynonymDic.getInstance(); //取得同义词词典

   /**
    * 全文替换的方法
    *
    * @param content 待替换的文本
    * @return 替换后的文本
    */
   public static String replace(String content) {
      int len = content.length();
      StringBuilder ret = new StringBuilder(len);//创建一个同样长度的字符串数组缓存
      SynonymDic.PrefixRet matchRet = new SynonymDic.PrefixRet(null, null);

      for (int i = 0; i < len;) {
         //检查是否存在从当前位置开始的同义词
         synonymDic.checkPrefix(content, i, matchRet);
         if (matchRet.value == SynonymDic.Prefix.Match) { //匹配上
            ret.append(matchRet.data); //替换为标准说法
            i = matchRet.next;// 下一个匹配位置
         } else { //从下一个字符开始匹配
            ret.append(content.charAt(i));
            ++i;
         }
      }
      return ret.toString(); //返回替换后的内容
   }
}
```

5.1.4 地名相似度

一个公司在 A、B 两个系统中分别登记了名称和地址信息，地址信息是一个开放性的字符串，A、B 系统在登记时均没有没有格式检验。可以假设公司在 A、B 系统中登记的名称绝对相同，但地址信息可能不相同，不相同的原因包括“实际不同”和“表述不同”两种，我的目的就是要比对 A、B 系统数据，找出 A、B 系统中地址“实际不同”的公司信息。

如以下三个地址都可以认为是实际相同，只是表述不同：

江苏省南京市白下区珠江路 696 号 302 房
江苏南京市白下区珠江路 696 号 302 房　　//没有省字
南京市珠江路 696 号 302　　//没有房字，没有省、区
但以下这些地址则是实际不同的：
江苏省南京市白下区珠江路 696 号 302 房
江苏省南京市白下区珠江路 696 号 402 房　//402 房 302 房
江苏省南京市白下区珠江路 196 号 302 房　//196 号 696 号
江苏省南京市白下区长江路 696 号 302 房　//长江路 珠江路

先分词，然后标注词性和语义，最后计算相似度。

行政区域编码树是一种特殊的语义编码树。可以用来计算两个地名的相似度。行政区域编码和身份证号码的编码类似，把有差别的编码限制在低位。

地名字符串标准化的过程：

（1）繁体转简体。因为有的地名是繁体的。

（2）中文数字转阿拉伯数字。比如“三千七百二十八万九百一十四”，结果为 37280914。大约是三千多万。

（3）双字节字符转单字节字符。

（4）大写数字转小写数字。比如“肆拾柒”，结果为 47。

```
public static String charStandardization(String strString){
   if(strString == null){
      return null;
   }
   strString = traditionalToSimplify(strString); //繁体转简体
   strString = chFigureToArabicFigure(strString); //中文数字转阿拉伯数字
   strString = doubleByteCharToSingleByteChar(strString); //双字节字符转单字节字符
   strString = strString.toLowerCase();       //大写数字转小写数字
```

```
    return strString;
}
```

转换中文数字成为阿拉伯数字。

万以下采用十进制，万以后采用万进制，单位是万，亿(万万)，兆(万亿)，京(万兆)，下面是垓、秭、穰等。

中文数字中的字符可分为两种，一种是单位，还有一种是数字。单位有两种，万级的单位，和万级以下的单位。

对于万级以下的单位来说，在大单位后出现小单位，例如“九百一十四”，其中“百”出现在“十”前面。

万级以下的数后面可能会出现万级单位，这时要注意叠加位数。

```
//万以下的单位
HashMap<Character, Integer> m_mapUnit = new HashMap<Character, Integer>();
m_mapUnit.put(Character.valueOf('十'), Integer.valueOf(1));
m_mapUnit.put(Character.valueOf('拾'), Integer.valueOf(1));
m_mapUnit.put(Character.valueOf('百'), Integer.valueOf(2));
m_mapUnit.put(Character.valueOf('佰'), Integer.valueOf(2));
m_mapUnit.put(Character.valueOf('千'), Integer.valueOf(3));
m_mapUnit.put(Character.valueOf('仟'), Integer.valueOf(3));

//万以上的单位
HashMap<Character, Integer> m_wUnit = new HashMap<Character, Integer>();
m_wUnit.put(Character.valueOf('万'), Integer.valueOf(4));
m_wUnit.put(Character.valueOf('亿'), Integer.valueOf(8));
m_wUnit.put(Character.valueOf('兆'), Integer.valueOf(16));

//数字
HashMap<Character, Integer> m_mapNum = new HashMap<Character, Integer>();
m_mapNum.put(Character.valueOf('零'), Integer.valueOf(0));
m_mapNum.put(Character.valueOf('〇'), Integer.valueOf(0));
m_mapNum.put(Character.valueOf('○'), Integer.valueOf(0));
m_mapNum.put(Character.valueOf('一'), Integer.valueOf(1));
m_mapNum.put(Character.valueOf('二'), Integer.valueOf(2));
m_mapNum.put(Character.valueOf('三'), Integer.valueOf(3));
m_mapNum.put(Character.valueOf('四'), Integer.valueOf(4));
m_mapNum.put(Character.valueOf('五'), Integer.valueOf(5));
m_mapNum.put(Character.valueOf('六'), Integer.valueOf(6));
```

```
m_mapNum.put(Character.valueOf('七'), Integer.valueOf(7));
m_mapNum.put(Character.valueOf('八'), Integer.valueOf(8));
m_mapNum.put(Character.valueOf('九'), Integer.valueOf(9));
m_mapNum.put(Character.valueOf('壹'), Integer.valueOf(1));
m_mapNum.put(Character.valueOf('贰'), Integer.valueOf(2));
m_mapNum.put(Character.valueOf('叁'), Integer.valueOf(3));
m_mapNum.put(Character.valueOf('肆'), Integer.valueOf(4));
m_mapNum.put(Character.valueOf('伍'), Integer.valueOf(5));
m_mapNum.put(Character.valueOf('陆'), Integer.valueOf(6));
m_mapNum.put(Character.valueOf('柒'), Integer.valueOf(7));
m_mapNum.put(Character.valueOf('捌'), Integer.valueOf(8));
m_mapNum.put(Character.valueOf('玖'), Integer.valueOf(9));
```

转换中文数字成为阿拉伯数字的代码如下：

```
static int end = 0; //下次开始接收的位置

//接收一个万以下的小数字
public static int getFigure(String input ,int offset){
   int figure = 0;
   char c = input.charAt(offset);
   Integer ret = m_mapNum.get(c);
   if(ret == null){
      return 0;
   }
   figure = ret;

   offset++;
   if(offset>=input.length()){
      end = offset;
      return figure;
   }
   c = input.charAt(offset);
   int unitLevel = 0;
   ret = m_mapUnit.get(c);

   if(ret!=null){
      offset++;
      unitLevel = ret;
   }
```

```
    figure *= Math.pow(10.0D, unitLevel);
    end = offset;
    return figure;
}

public static void main(String[] args){
    int figure = 0;
    String input = "九百一十四";
    for(int i=0;i<input.length();i = end){
        int unitNum = getFigure(input,i);
        //TODO 如果不是小数字，再判断是否万级单位
        figure += unitNum;
    }

    System.out.println(figure);
}
```

按照千百十这样的单位顺序出现，如果单位有跳跃，就要加零，例如“一千零一夜”。

5.1.5　企业名相似度

企业名称有时会有不同的写法，这些微小的差别会带来计算机识别的困难。这时可以只留下字母，然后做相等比较。例如，下面四个公司名只留下字母后都是相等的。

```
JUNCTION INT L LOGISTICS INC.
JUNCTION INT'L LOGISTICS, INC
JUNCTION INT'L LOGISTICS,INC.
JUNCTION INT L LOGISTICS,INC.
```

5.2　文档排重

不同的网站间转载内容的情况很常见。即使在同一个网站，有时候不同的 URL 地址可能对应同一个页面，或者存在同样的内容以多种方式显示出来。所以，网页需要按内容做文档排重。

5.2.1　关键词排重

网络一度出现过很多篇关于“罗玉凤征婚”的新闻报道。其中的两篇新闻对比如表 5-1 所示。

表 5-1　征婚文档对比

文档ID	文档1	文档2
标题	北大清华硕士不嫁的“最牛征婚女”	1米4专科女征婚 求1米8硕士男 应征者如云
内容	……24岁的罗玉凤，在上海街头发放了1300份征婚传单。传单上写了近乎苛刻的条件，要求男方北大或清华硕士，身高1米76至1米83之间，东部沿海户籍。而罗玉凤本人，只有1米46，中文大专学历，重庆綦江人。……此事经网络曝光后，引起了很多人的兴趣。“每天都有打电话、发短信求证，或者是应征。”罗玉凤说，她觉得满意的却寥寥无几，“到目前为止只有2个，都还不是特别满意”……	……24岁的罗玉凤，在上海街头发放了1300份征婚传单。传单上写了近乎苛刻的条件，要求男方北大或清华硕士，身高1米76至1米83之间，东部沿海户籍。而罗玉凤本人，只有1米46，中文大专学历，重庆綦江人。……此事经网络曝光后，引起了很多人的兴趣。“每天都有打电话、发短信求证，或者是应征。”罗玉凤说，她觉得满意的却寥寥无几，“到目前为止只有2个，都还不是特别满意”……

对于这两篇内容相同的新闻，有可能提取出几个同样的关键词：

“罗玉凤”、“征婚”、“北大”、“清华”、“硕士”。

以关键词为粒度建立编辑距离自动机。只要这两篇文档的关键词编辑距离在 1 以内，就能从数万篇文档中找出这个相似的文档。关键词排重流程如图 5-3 所示。

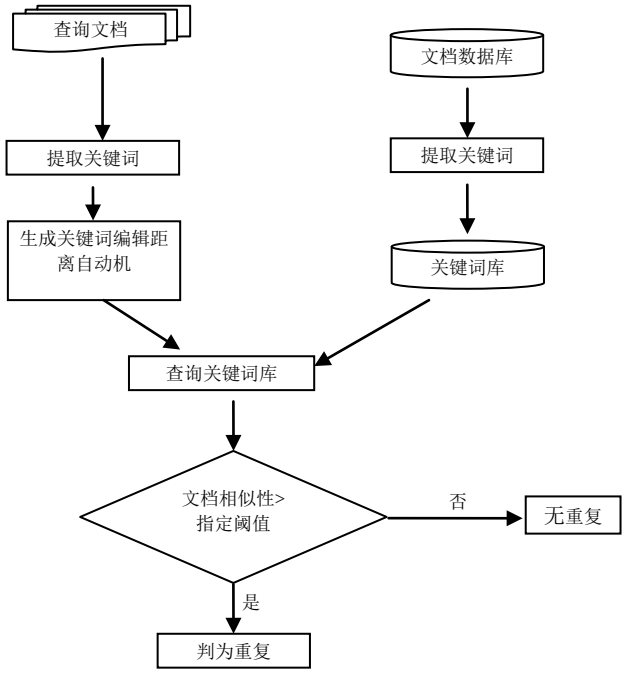


图 5-3　关键词排重流程

为了提高关键词提取的准确性，需要考虑到同义词，例如“北京华联”和“华联商厦”可以看成相同意义的词。最简单的，可以做同义词替换。把“开业之初，比这还要多的质疑的声音环绕在**北京华联**决策者的周围”替换为“开业之初，比这还要多的质疑的声音环绕在**华联商厦**决策者的周围”。

设计同义词词典的格式是：每行一个义项，前面是基本词，后面是一个或多个被替换的同义词。例如：

华联商厦 北京华联 华联超市

这样会把“北京华联”和“华联超市”替换成“华联商厦”。对指定文本，要从前往后查找同义词词库中每个要替换的词，然后实施替换。同义词替换的实现代码分为两步。首先是查找 Trie 树结构的词典过程：

```
public void checkPrefix(String sentence,int offset,PrefixRet ret) {
   if (sentence == null || root == null || "".equals(sentence)) {
      ret.value = Prefix.MisMatch;
      ret.data = null;
      ret.next = offset;
      return ;
   }
   ret.value = Prefix.MisMatch;//初始返回值设为没匹配上任何要替换的词
   TSTNode currentNode = root;
   int charIndex = offset;
   while (true) {
      if (currentNode == null) {
         return;
      }
      int charComp = sentence.charAt(charIndex) - currentNode.splitchar;

      if (charComp == 0) {
         charIndex++;

         if(currentNode.data != null){
            ret.data = currentNode.data;//候选最长匹配词
            ret.value = Prefix.Match;
            ret.next = charIndex;
         }
         if (charIndex == sentence.length()) {
            return; //已经匹配完
         }
         currentNode = currentNode.eqKID;
```

```
      } else if (charComp < 0) {
         currentNode = currentNode.loKID;
      } else {
         currentNode = currentNode.hiKID;
      }
   }
}
```

然后是同义词替换过程：

```
//输入待替换的文本，返回替换后的文本
public static String replace(String content) throws Exception{
   int len = content.length();
   StringBuilder ret = new StringBuilder(len);
   SynonymDic.PrefixRet matchRet = new SynonymDic.PrefixRet(null,null);

   for(int i=0;i<len;){
      //检查是否存在从当前位置开始的同义词
      synonymDic.checkPrefix(content,i,matchRet);
      if(matchRet.value == SynonymDic.Prefix.Match) //如果匹配上，则替换同义词
      {
         ret.append(matchRet.data);//把替换词输出到结果
         i=matchRet.next;//下一个匹配位置
      }
      else //如果没有匹配上，则从下一个字符开始匹配
      {
         ret.append(content.charAt(i));
         ++i;
      }
   }

   return ret.toString();
}
```

5.2.2 SimHash

指纹可以判断人的身份，如侦探把从犯罪现场采集的指纹和指纹库中的指纹比较，从而确定罪犯的身份。与此相同，用一个二进制数组代表文档的语义，把这个二进制数组叫作该文档的语义指纹，这样可以判断文本的相似度。计算机最底层只存储 0 和 1 组成的序列。可以把 long 类型看成是 64 个 0 和 1 组成的序列，也就是一个二进制数组。判断文档内容的相似性转换成判断语义指纹的相似性。

要比较人之间的差别，可以手和手比，脚和脚比，鼻子和鼻子比。例如西方人的鼻子往往更大。对长度相同的二进制数组，可以使用对应位有差别的数量来衡量相似度。这叫作海明距离(HammingDistance)。例如：10**1**1**1**01 和 10**0**1**0**01 的第 3 位和第 5 位有差别，所以海明距离是 2。

可以把两个整型数按位异或(XOR)，然后计算结果中 1 的个数，结果就是这两个数的海明距离，如表 5-2 所示。

表 5-2　海明距离的计算

数字	二进制表示
2	00000010
5	00000101
<XOR结果>	00000111

计算两个数的海明距离：

```
public static int hammingDistance(int x, int y){
   int dist = 0; //海明距离
   int val = x ^ y; //异或结果
   //统计 val 中 1 的个数
   while (val>0) {
      ++dist;
      val &= val - 1; //去掉 val 中最右边的一个 1
   }
   return dist;
}
```

测试：

```
int x = 1;
int y = 2;

System.out.println(hammingDistance(x,y)); //输出结果 2
```

提取网页的语义指纹的方法是：对于每张网页，从净化后的网页中，选取最有代表性的一组特征，并使用该特征生成一个语义指纹。通过比较两个网页的指纹是否相似来判断两个网页是否相似。

语义指纹是一个很大的数组，全部存放在内存会导致内存溢出，普通的数据库效率太低，所以这里采用内存数据库 BerkeleyDB。可以通过 BerkeleyDB 判断该语义指纹是否已经存在。另外一种方法是通过布隆过滤器来判断语义指纹是否重复。

使用 MD5 方法得到语义指纹无法找出特征近似的文档。例如，对于两个文档，如果两个

文档相似，但这两个文档的 MD5 值却是完全不同的。关键字的微小差别会导致 MD5 的 hash 值差异巨大。这是 MD5 算法中的雪崩效应(avalanche effect)的结果。输入中一位的变化，散列结果中将有一半以上的位改变。

如果两个相似文档的语义指纹只相差几位或更少，这样的语义指纹叫作 SimHash。

SimHash 是由从文档中提取的一些特征综合得到的一个二进制数组。假设可以得到文档的一系列的特征，每个特征有不同的重要度。计算文档对应的 SimHash 值的方法是把每个特征的 Hash 值叠加到一起形成一个 SimHash。计算过程如图 5-4 所示。

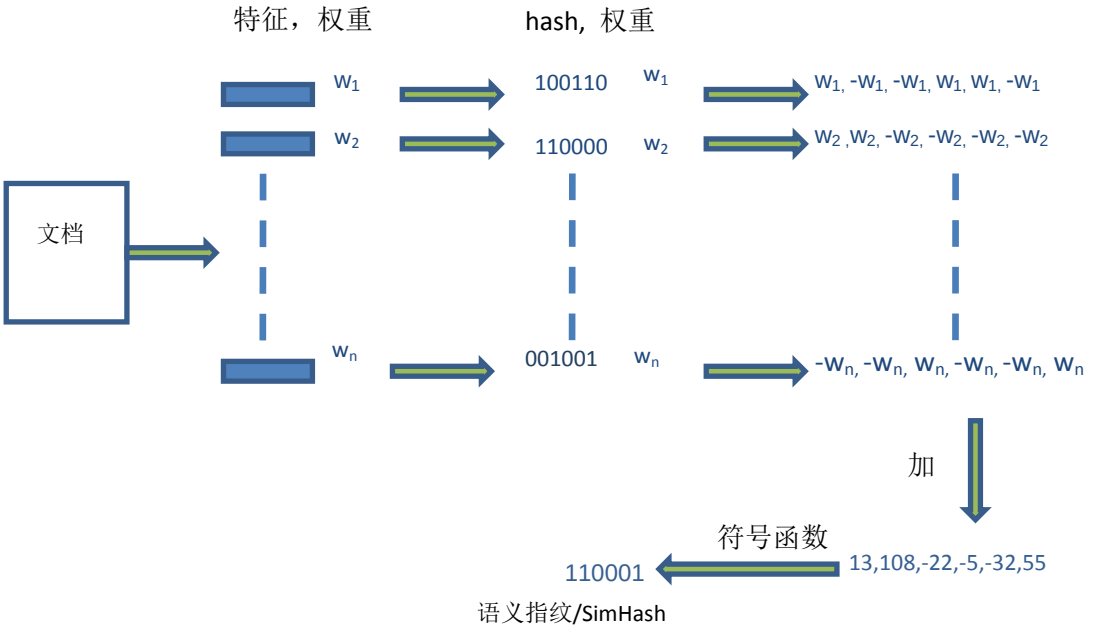


图 5-4　语义指纹计算过程

可以把特征权重看成特征在 SimHash 结果的每一位上的投票权。权重大的特征的投票权大，权重小的特征投票权小。所以权重大的特征更有可能影响文档的 SimHash 值中的很多位，而权重小的特征影响文档的 SimHash 值位数很少。如果特征不同的文档差别肯定会很大，则这个特征对应的权重就比较大。

例如，判断两条蛇是否属于同一种类。有些无毒蛇会在外形上模仿有毒蛇。因此外形特征只能作为判断蛇是否相同种类的次要依存。是否有毒才能作为主要依据，也就是说这个特征的权重高，而外形特征对应的权重低。

假定 SimHash 的长度为 64 位，文档的 SimHash 计算过程如下：

（1）初始化长度为 64 的数组，该数组的每个元素都是 0。

（2）对于特征列表循环做如下处理：

①取得每个特征的 64 位的 hash 值。

②如果这个 hash 值的第 i 位是 1，则将数组的第 i 个数加上该特征的权重；反之，如果 hash 值的第 i 位是 0，则将数组的第 i 个数减去该特征的权重。

（3）完成所有特征的处理，数组中的某些数为正，某些数为负。SimHash 值的每一位与数组中的每个数对应，将正数对应的位设为 1，负数对应的位设为 0，就得到 64 位的 0/1 值的位数组，即最终的 SimHash。

输入特征和权重数组，返回 SimHash 的代码如下：

```
//输入特征和对应的权重。
//特征是从网页中提取的，往往不是分词出来的结果，可能就是一个来源网站的名字。
//权重是根据情况调出来的。
public static long simHash(String[] features,int[] weights){
      int[] hist = new int[64];//创建直方图

      for(int i=0;i<features.length;++i)   {
         long addressHash = stringHash(features[i]);//生成特征的 hash 码
         int weight = weights[i];
         /* 更新直方图 */
         for (int c=0; c<64; c++)
            hist[c] += (addressHash & (1 << c)) == 0 ? -weight : weight;
      }

      /* 从直方图计算位向量 */
      long simHash=0;
      for (int c=0; c<64; c++)    {
         long t= ((hist[c]>=0)?1:0);
         t <<= c;
         simHash |= t ;
      }

      return simHash;
}
```

显示长整形的二进制表示的方法。

```
public static String toBinaryString(long n) {
   //创建一个字符串缓存初始值，并设置初始值为全0
   StringBuilder sb = new StringBuilder(
   "0000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000000");
   for (int bit = 0; bit < 64; bit++) { //遍历每一位
      if (((n >> bit) & 1) > 0) { // n右移bit位
         sb.setCharAt(63 - bit, '1'); //设置一个字符的值
      }
   }
   return sb.toString();
}
```

要生成好的 SimHash 编码，就要让完全不同的特征差别尽量大，而相似的特征差别比较小。文本排重的结果可能会出现特别不靠谱。因为不能完全保证字符串的散列码没有任何冲突。把网页类别作为枚举类型。假设枚举类型有 5 个不同的取值，网页只属于 5 个类别中的一种。因此从网页提取出来的特征可能是枚举类型。

```
simHash(long[] features,int[] weights)
```

如果特征是枚举类型，只有两个可能的取值，例如是 Open 和 Close。Open 返回二进制位全是 1 的散列编码，而 Close 则返回二进制位全是 0 的散列编码。下面的代码将为指定的枚举值生成尽量不一样的散列编码。

```
public static long getSimHash(MatterType matter){
   int b=1; //记录用多少位编码可以表示一个枚举类型的集合
   int x=2;
   while(x<MatterType.values().length)   {
      b++;
      x = x<<1;
   }

   long simHash = matter.ordinal();
   int end = 64/b;
   for(int i=0;i<end;++i) {
      simHash = simHash << b; //枚举值按枚举类型总个数向左移位
      simHash += matter.ordinal();
   }
   return simHash;
}
```

这样就能让每个不同的类别的散列码位差别够大。

中文字符串特征的散列算法：

```
public static int byte2int(byte b) {  //字节转换成整数
   return (b & 0xff);
}

private static int MAX_CN_CODE = 6768;//最大中文编码
private static int MAX_CODE = 6768+117;//最大编码

//取得中文字符的散列编码
public static int getHashCode(char c) throws UnsupportedEncodingException{
   String s = String.valueOf(c);
   int maxValue = 6768;
   byte[] b = s.getBytes("gb2312");
   if(b.length==2) {
      int index =  (byte2int(b[0]) - 176) * 94  + (byte2int(b[1]) - 161);
      return index;
   }
   else if(b.length==1) {
      int index = byte2int(b[0]) - 9 + MAX_CN_CODE;
      return index;
   }
   return c;
}

//取得中文字符串的散列编码
public static long getSimHash(String input) throws UnsupportedEncodingException{
   if(input==null || "".equals(input))   {
      return -1;
   }
   int b=13; //记录用多少位编码可以表示一个中文字符

   long simHash = getHashCode(input.charAt(0));
   int maxBit = b;
   for(int i=1;i<input.length();++i)   {
      simHash *= MAX_CODE; //把汉字串看成是 MAX_CODE 进制的
      simHash += getHashCode(input.charAt(i));
      maxBit += b;
```

```
   }

   long origialValue = simHash;

   for(int i=0;i<=(64/maxBit);++i)   {
      simHash = simHash << maxBit;
      simHash += origialValue;
   }
   return simHash;
}
```

如果信息来源于很多网站，则给每个网站一个编码。

```
public static long getSimHash(int current,int total){
      int b=1; //记录用多少位编码可以表示一个枚举类型的集合
      int x=2;
      while(x<total){
         b++;
         x = x<<1;
      }

      long simHash = current;
      int end = 64/b;
      for(int i=0;i<end;++i){
         simHash = simHash << b;
         simHash += current;
      }
      return simHash;
}
```

SimHash 的计算依据是要比较的对象的特征，对于结构化的记录可以按列提取特征，而非结构化的文档特征则不明显。如果是新闻，特征可以用标题、最长的几句话。提取特征前，最好先进行一些简单的预处理，如全角转半角。

每个文档提取语义指纹，放到语义指纹库。基于 SimHash 的文档排重流程如图 5-5 所示。

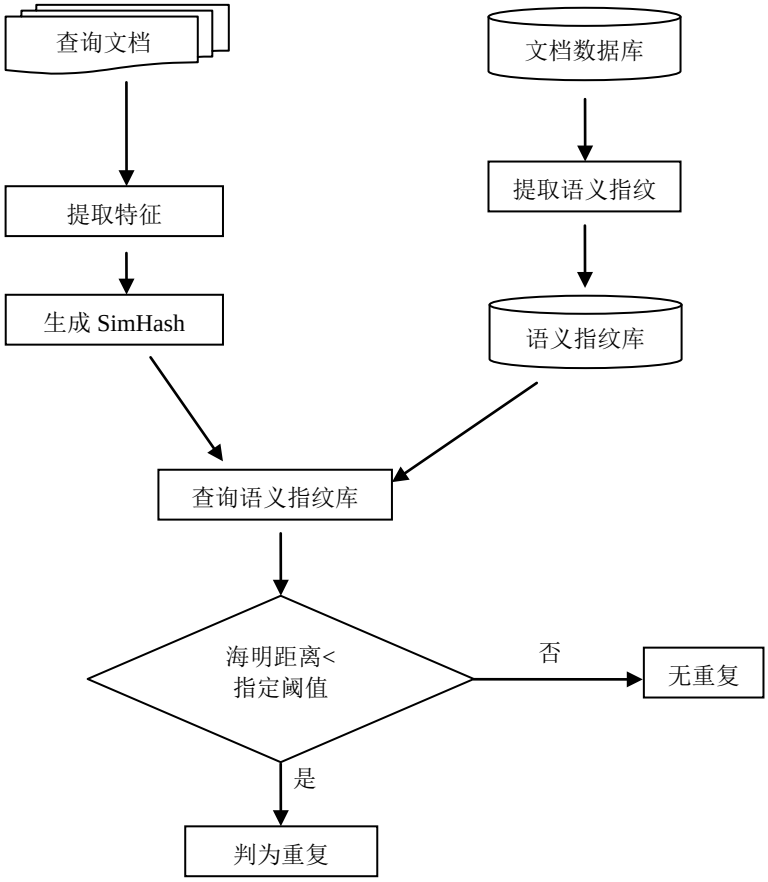


图 5-5　文档排重计算过程

根据文档排重流程设计出对结构化记录使用排重接口的方式：首先根据文档集合生成一个语义指纹的集合(fingerprintSet)，然后根据待查重的文档生成的一个 simHash 值来查找近似的文档集合。fingerprintSet.getSimSet(key, k)返回 和 key 相似的数据集合。

```
//返回一条记录的 simHash
long simHashKey = poiSimHash.getHash(poi,address,tel);
//根据一条记录的 simHash 返回相似的数据
HashSet<SimHashData> ret = fingerprintSet.getSimSet(simHashKey, k);
```

可以用海明距离来衡量近似的语义指纹。海明距离是针对长度相同的字符串或二进制数组而言的。对于二进制数组 s 和 t，H(s, t)是两个数组对应位有差别的数量。例如，10**1**1**1**01 和 10**0**1**0**01

的海明距离是 2。下面的方法可以按位比较计算两个 64 位的长整型之间的海明距离。

```
public static int hamming(long l1, long l2) {
      int counter = 0;
      for (int c=0; c<64; c++)
         counter += (l1 & (1L << c)) == (l2 & (1L << c)) ? 0 : 1;
      return counter;
}
```

这种按位比较的方法比较慢，可以把两个长整型按位异或(XOR)，然后计算结果中 1 的个数，结果就是海明距离。例如计算 A 和 B 两数的海明距离：

A = 1 1 1 0

B = 0 1 0 0

A XOR B = 1 0 1 0

计算 1 0 1 0 中 1 的个数是 2。实现代码如下：

```
public static int hammingXOR(long l1, long l2) {
      long lxor = l1 ^ l2;  //按位异或
      return BitUtil.pop(lxor); //计算1的个数
}
```

把文档转换成 SimHash 后，文档排重就变成了海明距离计算问题。海明距离计算问题是：给出一个 f 位的语义指纹集合 F 和一个语义指纹 fg，找出 F 中是否存在与 fg 只有 k 位差异的语义指纹。

最基本的一种方法是逐次探查法，先把所有和 fg 差 k 位的指纹扩展出来，然后用折半查找法查找排好序的指纹集合 F，如图 5-6 所示。

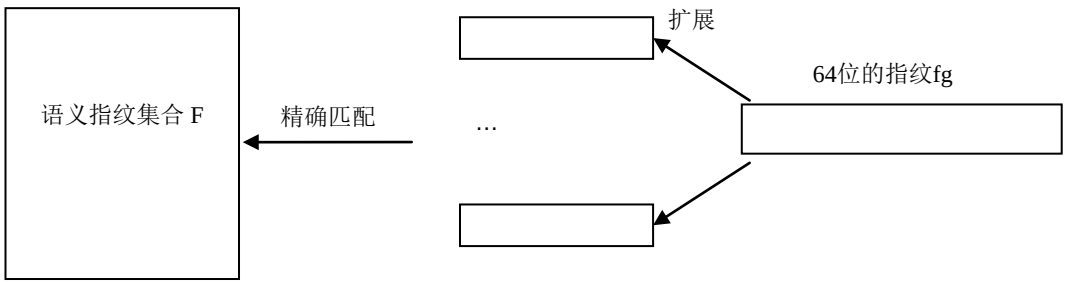


图 5-6　扩展 Fg 的方法

需要多少次折半查找呢？相当于从 f 个位中选出 k 个位。首先借助组合数生成器 CombinationGenerator 来生成出和给定的语义指纹差别在 2 位以内的语义指纹：

```
long fingerPrint = 1L; //语义指纹
int[] indices; //组合数生成的一种组合结果
//生成差 2 位的语义指纹
CombinationGenerator x = new CombinationGenerator(64, 2);
int count =0; //计数器
while (x.hasMore()) {
   indices = x.getNext();//取得组合数生成结果
   long simFP = fingerPrint;
   for (int i = 0; i < indices.length; i++) {
      simFP = simFP ^ 1L << indices[i];//翻转对应的位
   }
   System.out.println(Long.toBinaryString(simFP));//打印相似语义指纹
   ++count;
}
```

这里运行的结果是 count=2016。因为是从 64 位中选有差别的 2 位，所以计算公式是 C_{64}^{2} =64*63/2=2016。也就是说，要找出和给定语义指纹差别在 2 位以内的语义指纹需要探查 2016 次。

逐次探查法完整的查找过程如下：

```
//输入要查找的语义指纹和 k 值，如果找到相似的语义指纹则返回真，否则返回假
public boolean containSim(long fingerPrint,int k) {
   //首先用二分法直接查找语义指纹
   if(contains(fingerPrint))   {
      return true;
   }

   //然后用逐次探查法查找
   int[] indices;

   for(int ki=1;ki<=k;++ki)   {
      //找差 1 位直到差 k 位的
      CombinationGenerator x = new CombinationGenerator(64, ki);
      while (x.hasMore()) {
         indices = x.getNext();
         long simFP = fingerPrint;
         for (int i = 0; i < indices.length; i++) {
            simFP = simFP ^ 1L << indices[i];
         }
         //查找相似语义指纹
         if(contains(simFP)) {
            return true;
         }
```

```
        }
    }

    return false;
}
```

在 k 值很小而要找的语义指纹集合 S 中的元素不太多的情况下，可以用比逐次探查法更快的方法查找。

如果 k 值很小，例如 k=1，可以给指纹集合 S 中每个元素生成出和这个元素差别在 1 位以内的元素。对于长整型的元素，差别在 1 位以内的元素只有 65 种可能。然后再把所有这些新生成的元素排序，最后用折半查找算法查询这个排好序的语义指纹集合 simSet。生成法查找近似语义指纹的整体流程如图 5-7 所示。

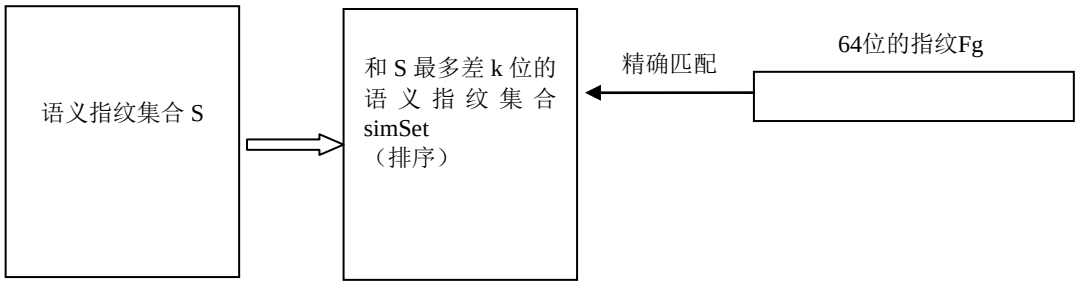


图 5-7　生成法查找近似语义指纹

对给定 SimHash 值 n 生成差 1 位的 Hash 值的代码如下：

```
for(int j=0;j<64;j++){
    long newSimHash=n^1L<<j; //生成和 n 差 1 位的 Hash 值
}
```

在 k 值比较小的情况下，例如 k 不大于 3，介绍另外一种快速计算方法。假设我们有一个已经排序的容量为 2^d 的 f 位指纹集合。看每个指纹的高 d 位。该高 d 位具有以下性质：因为指纹集合中有很多的位组合存在，所以高 d 位中只有少量重复。

SimHash 排重的假设：

（1）整个表中排列组合的部分很少，不太可能出现例如：一批 8 位 SimHash，前 4 位都一样，但后 4 位出现 16 种 0-1 组合的情况。

（2）整个表在前 d 位 0-1 分布不会有很多的重复。

这两个假设得到排重的基础：前 d 位上的 0-1 分布足以当成一个指针；有能力快速搜索前 d 位。整个编码空间类似一句古话：太极生两仪，两仪生四象，四象生八卦……

现在找一个接近于 d 的数字 d’，由于整个表是排好序的，所以一趟搜索就能找出高 d’位与目标指纹 F 相同的指纹集合 f’。因为 d’和 d 很接近，所以找出的集合 f’也不会很大。

$$| f' | = |s| / 2^{d'}$$

最后在集合 f’中查找和 F 之间海明距离为 k 的指纹也就很快了。总的思想是：先把检索的集合缩小 $2^{d'}$ 倍，然后在小集合中逐个检查，看剩下的 f-d’位的海明距离是否满足要求。假设 k 值为 3，有 2^{34} 个语义指纹待查找，则有：

第一种策略：f 分为 6 块，分别是 11、11、11、11、10、10 位，最坏的可能是其中 3 块里各出现 1 位海明距离不同，把这三块限制到低位，换言之，选三块精确匹配的到高位，有 $C_6^3 = 20$ 种选法，因此需要复制 20 个 T 表。对每个表高位做精确匹配，需要匹配 31~33 位，（11*3、11*2+10 、11+10*2）那么 f’的个数大概是 $|s| / 2^{31} = 2^{|34-31|} = 8$，即精确匹配一次，产生大约 8 个需要算海明距离的 SimHash。

第二种策略：f 先分为 4 块，各 16 位，选 1 个精确匹配块到高位的可能有 $C_4^1 = 4$ 种选法，再对剩下 3 块 48 位切分，分成 4 块，各 12 位，选 1 个精确匹配块到高位的可能有 $C_4^1 = 4$ 种，4*4 = 16，一共要复制 16 次 T 表。那么高位就有 16+12 = 28 位。每次精确匹配 28 位后，产生大约 $2^{|34-28|} = 64$ 个需要算海明距离的 SimHash。

假设 SimHash 有 f 位，现在找一个接近于 d 的数字 d’，由于整个表是排好序的，所以一趟精确匹配就能找出高 d’位与目标指纹 F 相同的指纹集合 f’。（$f' = 2^{|d-d'|}$），因为 d’和 d 很接近，所以找出的集合 f’也不会很大。海明距离的比较就在 f-d’位上进行。要确保海明位不同的几位都被限制在 f-d’上就需要考虑 f 上不同位的组合可能，即让海明位不会出现在前 d’上，每种 f 位上的组合就需要复制一次 T。

算法本质就是采用分治法，把问题分解成更小的几个子问题，降低问题需要处理的数据规模。利用空间（原空间的 t 倍）和并行计算换时间。分治法查找海明距离在 k 以内的语义指纹算法步骤如下：

（1）先复制原表 T 为 Tt 份：T1,T2,…,Tt。

（2）每个 Ti 都关联一个 pi 和一个 πi，其中 pi 是一个整数，πi 是一个置换函数，负责把 pi 个 bit 位换到高位上。

（3）应用置换函数 πi 到相应的 Ti 表上，然后对 Ti 进行排序。

（4）然后对每一个 Ti 和要匹配的指纹 F、海明距离 k 做如下运算：使用 F’ 的高 pi 位检索，找出 Ti 中高 pi 位相同的集合，在检索出的集合中比较剩下的 f-pi 位，找出海明距离小于或等于 k 的指纹。

（5）最后合并所有 Ti 中检索出的结果。

举一个实现的例子，假设有 100 亿左右(2^{34})的语义指纹，SimHash 有 64 位。所以 f = 64，d = 34。海明距离 k 值是 3。例如，SimHash 长度是 64 位，按 16 位拆分，复制 4 份，分别是 T1、T2、T3、T4。这里，T_i 在 T_{i-1} 的基础上左移 16 位。精确匹配每个复制表的高 16 位。然后在精确匹配出来的结果中找差 3 位以内的 SimHash。按 16 位拆分的查找方法如图 5-8 所示。

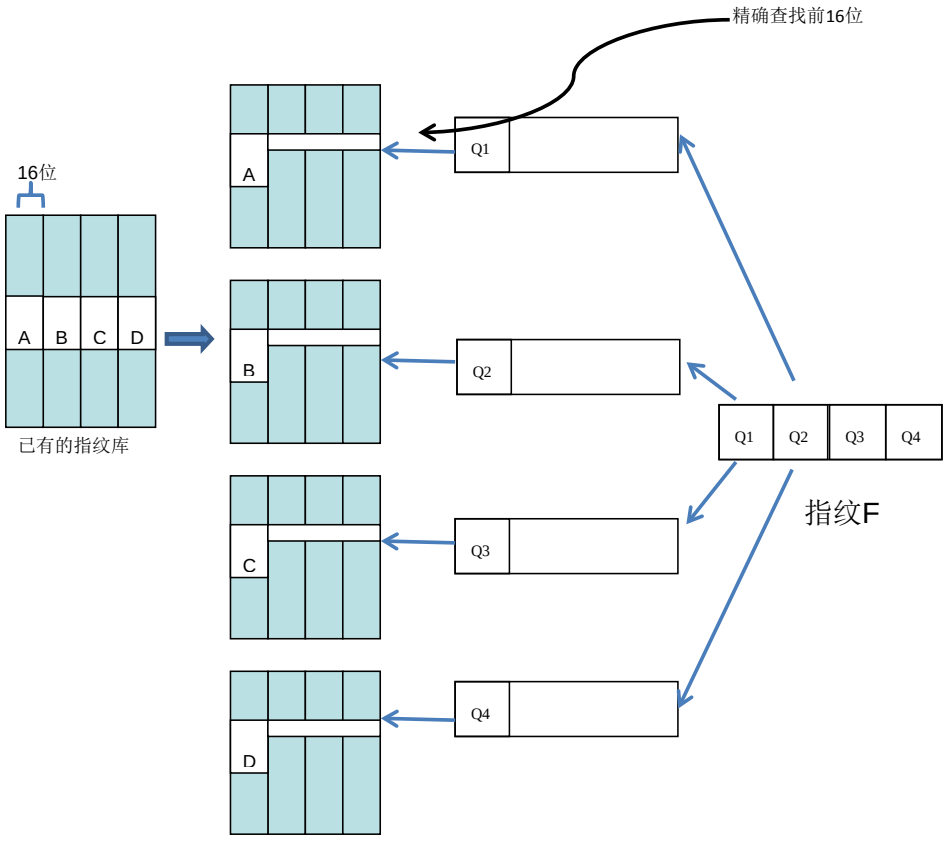


图 5-8　分 4 块查找语义指纹

比较用长整型表示的无符号 64 位语义指纹的代码如下：

```
public static boolean isLessThanUnsigned(long n1, long n2) {
```

```
      return (n1 < n2) ^ ((n1 < 0) != (n2 < 0));
}

static Comparator<SimHashData> comp = new Comparator<SimHashData>(){
      public int compare(SimHashData o1, SimHashData o2){
         if(o1.q==o2.q) return 0;
         return (isLessThanUnsigned(o1.q,o2.q)) ? 1: -1;
      }
}; //比较无符号 64 位

static Comparator<Long> compHigh = new Comparator<Long>(){
      public int compare(Long o1, Long o2){
         o1 |= 0xFFFFFFFFFFFFL;
         o2 |= 0xFFFFFFFFFFFFL;
         //System.out.println(Long.toBinaryString(o1));
         //System.out.println(Long.toBinaryString(o2));
         //System.out.println((o1 == o2));
         if(o1.equals(o2)) return 0;
         return (isLessThanUnsigned(o1,o2)) ? 1: -1;
      }
}; //比较无符号 64 位中的高 16 位

public void sort(){//对四个表排序
      t2.clear();
      t3.clear();
      t4.clear();
      for(SimHashData simHash:t1)   {
         long t = Long.rotateLeft(simHash.q, 16);
         t2.add(new SimHashData(t,simHash.no));

         t = Long.rotateLeft(t, 16);
         t3.add(new SimHashData(t,simHash.no));

         t = Long.rotateLeft(t, 16);
         t4.add(new SimHashData(t,simHash.no));
      }

      Collections.sort(t1, comp);
      Collections.sort(t2, comp);
      Collections.sort(t3, comp);
      Collections.sort(t4, comp);
}
```

按词做维度的文档向量维度很高，例如一个文档，有 100 个不同的词，就是 100 维，也就是向量空间中的 100 个箭头。可以把 SimHash 看成是一种维度削减技术。64 个二进制位，也就是 64 维。SimHash 除了可以用在文档排重上，还可以用在任何需要计算文档之间的距离应用上，例如文本分类或聚类。

5.2.3 分布式文档排重

在批量版本的海明距离问题中，有一批查询语义指纹，而不是一个查询语义指纹。

假设已有的语义指纹库存储在文件 F 中，批量查询语义指纹存储在文件 Q 中。80 亿个 64 位的语义指纹文件 F 大小是 64GB。压缩后小于 32GB。 一批有 1 百万的语义指纹需要批量查询，因此假设文件 Q 的大小是 8MB。Google 把文件 F 和 Q 存放在 GFS 分布式文件系统。文件分成多个 64MB 的组块。每个组块复制到一个集群中的 3 个随机选择的机器上。每个组块在本地系统存储成文件。

使用 MapReduce 框架，整个计算可以分成两个阶段。在第一阶段，有和 F 的组块数量一样多的计算任务（在 MapReduce 术语中，这样的任务叫作 mapper）。

每个任务以整个文件 Q 作为输入在某个 64MB 的组块上求解海明距离问题。

```
public class SimHashMapper extends Mapper<ArrayList<SimHashData>, SimHashSet4, SimHashData,
HashSet<SimHashData>>{
   static int k=3;

    //在 64MB 的组块 fingerprintSet 上求解海明距离问题
    public void map(ArrayList<SimHashData> q,
                SimHashSet4 fingerprintSet,
                Context context) throws IOException, InterruptedException {
      for (SimHashData query : q) {
        HashSet<SimHashData> ret = fingerprintSet.getSimSet(query.q, k);
        if(ret!=null)
              //收集相似的语义指纹集合
              context.write(query, ret);
      }
    }
}
```

一个任务以发现的一个近似重复的语义指纹列表作为输出。在第二阶段，MapReduce 收集所有任务的输出，删除重复发现的语义指纹，产生一个唯一的、排好序的文件。

```
public class SimHashReducer
      extends
```

```
      Reducer<SimHashData, ArrayList<SimHashData>, SimHashData, HashSet<SimHashData>> {
   public void reduce(SimHashData key,
               Iterable<ArrayList<SimHashData>> values,
              Context context) throws IOException, InterruptedException {
      HashSet<SimHashData> dup = new HashSet<SimHashData>();
      for (ArrayList<SimHashData> val : values) {
         dup.addAll(val);
      }
      context.write(key, dup);
   }
}
```

Google 用 200 个任务(mapper)，扫描组块的合并速度在 1GB 每秒以上。压缩版本的文件 Q 大小大约是 32GB(压缩前是 64GB)。因此总的计算时间少于 100s。压缩对于速度的提升起了重要作用，因为对于固定数量的任务(mapper)，时间大致正比于文件 Q 的大小。

通过 Job 类构建一个任务。

```
Job job = new Job(conf, "Find Duplicate");
job.setJarByClass(FindDup.class);
```

5.2.4　使用文本排重

在城市发展建设过程中，地图数据信息的变更不可避免，这就需要及时更新数据。监测新闻等网络媒体，通过爬虫抓取最新的和地图数据信息相关的变更信息，通过信息提取技术形成变化的地址信息列表等都需要排重。其中需要考虑的信息包括时间、所属地区、POI 主体、变更事件（开业、拆迁、完工、迁址、关门等）。这里也要去掉描述同一事件的重复新闻。

5.3　在搜索引擎中使用文本排重

文档库，怎么来？爬虫抓的。爬虫抓下来后，可能放到数据库。生成语义指纹的基本步骤是：得到文档之后，进行关键字提取、分类，然后再生成语义指纹。

可以用于排重的特征有：分类的类别、文档首次发布的日期、文档的作者等。

首先取枚举型的文档类别，然后提取文档的关键字做特征字符串，最后将类别特征和字串特征的 long 值合并成一个指纹。

指纹库一开始是空的。等于就是遍历每个原始文档，算出指纹，再往指纹库里放。语义指纹总是往里面放，但发现和索引库中的文档重复的就可能不进索引库，直接忽略掉，或者覆盖索引库中原来的文档。A 和 B 相似，B 和 C 相似，不代表 A 和 C 相似，所以每个原始文档在

语义指纹库都有对应的语义指纹。

整个过程如图 5-9 所示。

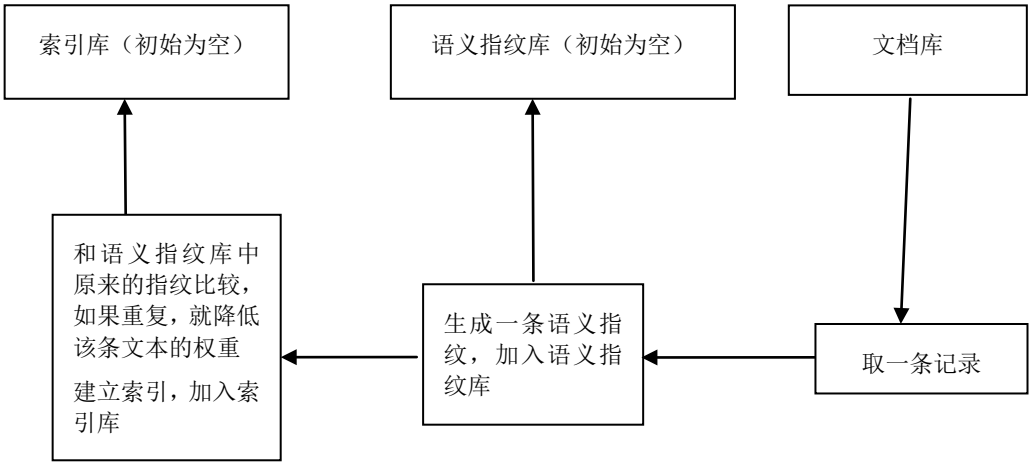


图 5-9　在搜索引擎中使用文档排重

5.4　本章小结

本章主要介绍了文档排重的方法，其中语义指纹是可行的方法之一。在语义相似度计算方面介绍了夹角余弦和最长公共子串等方法。在具体的针对句子做抄袭性检测的实践中，可以按句子生成 SimHash。然后根据生成的文档指纹信息对文档分类。各种相似度计算方法可以参考网址：https://code.google.com/p/duke/wiki/Comparator。

5.5　专业术语

Document plagiarism detection 文档抄袭检查

Edit distance 编辑距离

Euclidean distance 欧式距离

Finding overlapping and similar digital documents 文档排重

Hamming distance 海明距离

Longest Common Subsequence(简称 LCS)：最大共同子序列

SimHash (semantic fingerprint) 语义指纹

6

第 6 章
信息提取

信息提取即为信息抽取 (Information Extraction: IE)，是把文本里包含的信息进行结构化处理，变成表格一样的组织形式。在信息抽取系统中，输入的是原始文本，输出的是固定格式的信息点。这些被抽取的信息点以统一的形式集成在一起。这就是信息抽取的主要任务。例如，苹果价格上涨，橘子价格下跌。语义标注出苹果和橘子都是水果，得到关键词“水果”。

6.1 指代消解

举一个指代消解的例子。有这样一段话：“张三一大早就赶到了学校。张三先到食堂吃早餐，然后张三到张三的宿舍拿张三自己的教材和张三自己的笔记本。当张三匆忙来到教室时，张三发现张三的课本拿错了。”实际采用如下的叙述方式“张三一大早就赶到了学校。他先到食堂吃早餐，然后[X]到[X]宿舍拿自己的教材和[X]笔记本。当[X]匆忙来到教室时，他发现[X]课本拿错了。”

可以把指代消解看成是一种基于上下文的压缩。

信息抽取需要使用指代消解。识别文本中的实体，建立实体之间的关系。实体常常用代词

表示，关系的建立需要明确代词的指向。

- Anaphor：指代语。当语篇中提到某个实体后，再一次提及时，常用一种简洁的形式表示（如代词“他”），这一简洁的形式称为指代语。
- Entity (referent)：实体(指称对象)。实际存在或传说存在（如，孙悟空）的对象，主要包括人、机构、地方等。
- Reference：指称。用于指称实体的语言表示。
- Antecedent：先行语。语篇中引入的一个相对明确的指称意义的表述（如张三）。
- Coreference：共指（同指）。当两种表述均指称相同对象（实体）时，这两种表述具有共指关系。

代词的指代消解规则如下：

- 代词的指代消解仍然存在全匹配的问题，即如果上文出现一个“他说”，紧跟的几个句子里面有多次出现“他”的言行，那么这个“他”肯定与上文的“他”一致。由此我们得到的需要加入的第一条规则就是“对于代词的指代消解，全匹配则具有指代关系”。
- 指代消解中需要考虑的一种指代现象是上文出现了一个人名的命名实体后面立刻跟随一个代词“他”或“她”为主语的句子。比如“张华今天买了一台电视机。他非常的喜欢这台电视机。”对于这种指代情况，我们的消解规则是“如果先行词是人名，指代词是‘他/她’，就确定二者存在指代关系”。
- 指代的情况中还存在一种情形，上文出现一个机构名、地名或者专有名词的命名实体，下文紧跟一个“它”。那么“它”和前文的机构名、地名或者专有名词的命名实体存在指代关系。如“中国是一个伟大的国家。它有着五千年的悠久历史。”

0-指代也就是省略。例如张三对[ ]弟弟保护得很好，[ ]每次出去，[ ]都是牵着[ ]弟弟的手。省略恢复的过程如下：

- 省略现象的判别：判断是否存在省略现象。
- 省略候选词的生成：找出可以作为省略恢复的候选词。
- 省略成分的恢复：句子内部的省略恢复是指省略的成分在句子内部就可以找到并恢复，常见的情况为长的复合句或者在语言学上称之为骈句的句子，如“他出了门，上了车，直奔公司去了。”我们通过句法分析得知，这种复合形式的句子，当我们把句子以逗号拆分之后，各个子句具有一定的句法结构相似性，因此可以实现省略部分的恢复，但这类长度较长的问题在用户的真实需求中并不显著，出现的概率很小（小于 1%），因此采用比较简单的基于规则的方法，值得注意的是，如果这种方法在本句之内找不到相应的可恢复的成分，则会转为句子间的省略恢复情形。

JavaRAP（http://wing.comp.nus.edu.sg/~qiu/NLPTools/JavaRAP.html）实现了一个经典的指代消解方法。

6.2　中文关键词提取

关键词提取是文本信息处理的一项重要任务，例如可以利用关键词提取来发现新闻中的热点问题。和关键词类似，很多政府公文也有主题词描述。上下文相关广告系统也可能会用到关键词提取技术。可以给网页自动生成关键词来辅助搜索引擎优化（SEO）。

有很多种方法可以应用于关键词提取。例如，基于训练的方法和基于图结构挖掘的方法、基于语义的方法等。这里采用基于训练的方法。

http://texlexan.sourceforge.net/

6.2.1　关键词提取的基本方法

提取关键词整体流程如图 6-1 所示。

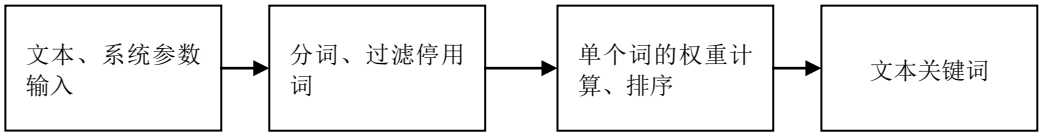


图 6-1　关键词提取流程图

为了调节计算过程中用到的参数，可以建立关键词提取训练库。训练库包括训练文件(x.txt)和对应的关键词文件(x.key)。

利用 TF*IDF 公式，计算每个候选关键词的权重：统计词频和词在所有文档中出现的总次数。TF(Term Frequence)代表词频，IDF(Invert Document Frequence)代表文档频率的倒数。比如说“的”在 100 文档中的 40 篇文档中出现过，则文档频率 DF(Document Frequence)是 40，IDF 是 1/40。“的”在第一篇文档中出现了 15 次，则 TF*IDF(的) = 15 * 1/40=0.375。另外一个词 “反腐败”在这 100 篇文档中的 5 篇文档中出现过，则 DF 是 5，IDF 是 1/5。“反腐败”在第一篇文档中出现了 5 次，则 TF*IDF(反腐败) = 5 * 1/5=1。结果是：TF*IDF(反腐败)> TF*IDF(的)。

开始和结束位置的词往往更可能是关键词，所以可以根据位置信息计算词的权重。比如，利用下面的经验公式：

```
double position = t.startOffset() / content.length();
position = position * position - position +2;
```

或者利用一个分段函数，首段或者末段的词的权重更大。

- 标题中出现的词比内容中的词往往更重要。
- 利用词性信息：关键词往往是名词或者名词结尾的词，而介词、副词、动词结尾的词一般不能组成词组。
- 利用词或者字的互信息：$I(X,Y)=\log_2\frac{P(X,Y)}{P(X)P(Y)}$ 互信息大的单字有可能是关键词。比如说 $I(福,娃)=\log_2\frac{P(福,娃)}{P(福)P(娃)}$。
- 利用标点符号：《 》和“ ”之间的文字更有可能是关键词。例如“汉芯一号”造假案。
- 构建文本词网络：将单个词语当作词网络的节点，若两个词语共同出现在文本的一句话中，网络中对应节点建立一条权值为 1.0 的边。在文本词网络上运行图结构挖掘算法(例如 Page Rank 或 HITS 算法)对节点进行权值计算。
- 把出现的名词词按语义聚类，然后提取出有概括性的词作为关键词。

首先定义词及其权重的描述类：

```
public class WordWeight implements Comparable<WordWeight> {
   public String word; //单词
   public double weight; //权重
   protected WordWeight(String word, double weight) {
      this.word = word;
      this.weight = weight;
   }
   public String toString() {
      return word + ":" + weight;
   }
   public int compareTo(WordWeight obj) {
      WordWeight that = obj;
      return (int) (that.weight - weight);
   }
}
```

可以使用 Select 算法把权重最大的几个关键词选出来。

IDF 根据 unigrams.txt 计算。unigrams.txt 保存每个词及对应的频率，内容如下：

```
inhomogeneities   1
bookbinder   6
mithering   1
Karney   1
```

```
violet   264
fatality   69
shear   277
Grace   1043
sheat   1
```

返回关键词的主要代码如下：

```
//全部待选的关键词放入 PairingHeap 实现的优先队列
PairingHeap<WordWeight> h = new PairingHeap<WordWeight>();
//把单个单词放入优先队列
for (Entry<String,Double> it : wordTable.entrySet()) {
   word = it.getKey();
   java.lang.Double tempDouble;
   if( word.length() ==1)
      tempDouble = new Double(0.0);
   else
      tempDouble = it.getValue();
   h.insert( new WordWeight(word,tempDouble.doubleValue()) );
}
//把词组放入优先队列
for(WordWeight we : ngram) {
   h.insert(we);
}
retNum = Math.min(retNum,h.size()); //返回的关键词数量

WordWeight[] fullResults = new WordWeight[retNum]; //关键词返回结果
for(int i=0;i<retNum;++i)   {
   fullResults[i] = (WordWeight)h.deleteMin();
}
```

6.2.2　HITS 算法应用于关键词提取

首先介绍 HITS(Hypertext Induced Topic Selection)算法的原理与实现。HITS 算法可以选出有向带权重的图中的最重要的节点。

每个节点有 Authority 和 Hub 两个值。Authority 值可以理解为该节点的权威性，也就是重要度。若 B 节点上有指向 A 节点的边，则称 B 为 A 的导入节点，这说明 B 认为 A 有指向价值，是一个“重要”的节点。所以 Authority 值是指向该节点的所有节点的 Hub 值之和。

如果一个节点指向另外一个节点，则可以看作这个节点向另外一个节点投了一票。Hub 值可以理解为该节点的投票可信度。Hub 值是该节点指向的那些节点的 Authority 值之和。可以看到，Authority 和 Hub 值以互相递归的方式定义。

HITS 算法执行一系列迭代过程，每个过程由如下两步组成。Authority 更新：更新每个节点的 Authority 值成为指向该节点的所有节点的 Hub 值之和。Hub 更新：更新每个节点的 Hub 值成为该节点指向的所有节点的 Authority 值之和。

用如下的算法计算一个节点的 Hub 值和 Authority 值：

（1）开始设置每个节点的 Hub 值和 Authority 值为 1。

（2）执行 Authority 更新规则。

（3）执行 Hub 更新规则。

（4）对 Hub 值和 Authority 值归一化。其中，Hub 值的归一化方式是每个 Hub 值除以所有的 Hub 值的和。Authority 值的归一化方式是每个 Authority 值除以所有的 Authority 值的和。

（5）重复第（2）步直到达到指定叠代次数，或者 Hub 值和 Authority 值变化很小为止。

基本的算法实现如下：

```
public void computeHITS(int numIterations) {
      while(numIterations-->0 ) {//如果没有超过指定叠代次数
         for (int i = 1; i <= graph.numNodes(); i++) {//更新 Authority 值
            Map<Integer,Double> inlinks   = graph.inLinks(new Integer(i));
            double authorityScore = 0;

            for (Integer id:inlinks.keySet()) {
               authorityScore += (hubScores.get(id)).doubleValue();
            }
            authorityScores.put(new Integer(i), new Double(authorityScore));
         }
         for (int i = 1;i <= graph.numNodes(); i++)//更新 hub 值
         {
            Map<Integer,Double> outlinks  = graph.outLinks(new Integer(i));
            double hubScore = 0;
            for (Integer id:outlinks.keySet()) {
               hubScore += (authorityScores.get(id)).doubleValue();
            }

            hubScores.put(new Integer(i),new Double(hubScore));
         }
         normalize(authorityScores); //归一化 authority 值
         normalize(hubScores); //归一化 hub 值
      }
}
```

如果认为节点之间的连接的重要程度不一样，也就是指向关系有强弱之分。考虑节点之间的连接重要度的实现。

```
public void computeWeightedHITS(int numIterations) {
   while(numIterations-->0 ) {
      for (int i = 1; i <= graph.numNodes(); i++) {
         Map<Integer,Double> inlinks   = graph.inLinks(new Integer(i));
         Map<Integer,Double> outlinks  = graph.outLinks(new Integer(i));
         double authorityScore = 0;
         double hubScore = 0;
         for (Entry<Integer,Double> in:inlinks.entrySet()) {
            authorityScore+=(hubScores.get(in.getKey())).doubleValue() * in.getValue();
         }

         for (Entry<Integer,Double> out:outlinks.entrySet()) {
            hubScore += (authorityScores.get(out.getKey())).doubleValue() *
out.getValue();
         }

         authorityScores.put(new Integer(i),new Double(authorityScore));
         hubScores.put(new Integer(i),new Double(hubScore));
      }
      normalize(authorityScores);
      normalize(hubScores);
   }
}
```

如何建立起文档中词之间的有向图？根据依存树中的词之间的依赖关系提取词之间的连接关系，抽象成依赖词向中心词投了一票。

为了确保引号里的词一定最重要，例如，“金正日”加了引号，所以这个词很重要。还有些词在文档的标题中出现，也很重要。所以要修改 HITS 算法，把节点的初始 authority 提高，并且保证它会不变得很低。例如，把用 TF*IDF 方法算的词权重作为节点的初始 hub 或 authority。

6.2.3　从网页中提取关键词

从网页中提取关键词的处理流程是：

（1）从网页中提取正文。

（2）从正文中提取关键词。

在 H1 标签中的词，或者<B>黑体加粗的词可能更重要，更有可能是网页的关键词。另外，

Meta 中的 KeyWords 描述也有可能真实的反映了该网页的关键词，例如：

```
<meta name="keywords" content="公判" />
```

6.3 信息提取

据说，看同一段视频，聪明人和一般人的差别在于：他会从视频中提取出自己感兴趣的信息。可以从文本中抽取用户感兴趣的事件、实体和关系，被抽取出来的信息以结构化的形式描述。然后存储在数据库中，为各种应用提供服务。

例如从新闻报道中抽取出恐怖事件的详细情况：时间、地点、作案者、受害者、袭击目标、使用的武器等。从经济新闻中抽取出公司发布新产品的情况：公司名、产品名、发布时间、产品性能等。我们这里实现一个简化版本的文本信息提取系统。

输入“北京盈智星公司”切分后标注成“北京/行政区划　盈智星/关键词 公司/功能词”。根据标注的结果可以提取出“盈智星”这样的关键词。有个基本的词典用来存放行政区划，功能词表等特征，例如“北京”这个词是在一个行政区划词表中，“公司”在另外一个功能词词表中。

设计信息提取的流程如下：

（1）根据利用信息的方式定义词的类别。

（2）定义专业词库并根据词库对输入文档做全切分。

（3）最大概率动态规划求解。

（4）HMM 词性标注。

（5）基于规则的未登录词识别。

（6）根据切分和标注的结果提取信息。

同样的一块石头，可能商人眼里看到的是钱，艺术家眼里看到的是美。信息提取系统一般根据行业应用特点量身定做。例如，在农业信息化项目中为农业相关的文档提取出作物名称，对应季节，适用地区等信息。例如根据下面的问答信息：

河北沧州地区的盐碱地适合种植的农作物是什么？苜蓿，黄骅等许多地方都有种植，销量也可以。

提取出农作物名称：苜蓿，黄骅；适用地区：河北沧州。

首先定义农业相关的词类：

```
public enum DocType {
   Product,//作物名称
   Pronoun,//代词
   Address,//地名
   Season,//季节
   Start,//虚拟类型，开始状态
   End //虚拟类型，结束状态
}
```

然后可以建几个简单的词表，例如季节词表 season.txt。存放内容如：

```
春
夏
秋
冬
```

作物名称有个 product.txt 词表。存放内容如：

```
大豆
高粱
```

然后通过 DicDoc 类加载这些词，代码如下：

```
private DicDoc() {
      //加载字典
      //"product.txt" 是一类词， DocType.Product 定义好这类词性
      load("product.txt", DocType.Product); //农作物
      load("address.txt", DocType.Address); //地址
      load("season.txt", DocType.Season); //季节
}
```

信息提取的关键在于定义相关规则，用户定义好规则后程序会按照指定的规则提取相关信息，规则越多，提取的信息越精确。另外，可以把需要优先匹配的规则放到前面。因为规则库中放在前面的规则会先匹配上。

还可以用信息提取的方法提取网页中的信息。例如下面这段描述图书的网页片段：“出版社：中国工人出版社
”。要从中提取出版社信息。

把标签放到不同的词典文件中，例如“”和“
”，“出版社：”。这样可以根据规则提取出“中国工人出版社”。

“经查，该企业 2004 年度超过计税工资标准列支工资，未做纳税调整，查增应纳税所得额 67044.64 元，少缴企业所得税 22124.73 元。”说明了三个方面：一是时间，2004 年度；二是问题现象：“超过计税工资标准列支工资”；三是违法金额：“查增应纳税所得额 67044.64 元，

少缴企业所得税 22124.73 元”。

分词，然后标注。标注出时间词和违法金额词，还有原因。

招投标有个报名的截至日期。监控了 3 千多个招投标信息网站。例如：“报名起止日期 2012-5-16 至 2012-5-24 16:00”，要提取后边的结束时间。

6.3.1 提取联系方式

可以从网页信息中提取用户所想要的相关信息，如相关联系人的 QQ、MSN、电话号码等相关信息。但是有效信息的格式千变万化，如包含 QQ 信息的文本“QQ：450703138, 电话：13581873858”这就需要使用信息提取的方式。

此次信息提取采用的是规则提取的方式，先建立相关字典，存储所要抓取对象的必要的特征信息(如前缀信息、后缀信息等)，再根据所要提取的信息特征定义一些规则，用于提取用户所要定义的对象。

例如，4 可能采用大写的肆或者④，都定义成一个 Num 类型。

要提取的信息类型定义成枚举类型，代码如下：

```
public enum DocType {
      QQInfo,          //要提取的QQ号
      Num,             // 数字
      QQPrefix,        // QQ前缀，有可能是QQ、q我、qq、扣扣等
      QQSuffix,        // QQ后缀
      Other            // 其他
}
```

定义提取 9 位 QQ 号码 QQ 信息的规则：

```
lhs = new ArrayList<DocSpan>();
rhs = new ArrayList<DocType>();
rhs.add(DocType.QQPrefix); //QQ的前缀信息
rhs.add(DocType.Num);
rhs.add(DocType.Num);
rhs.add(DocType.Num);
rhs.add(DocType.Num);
rhs.add(DocType.Num);
rhs.add(DocType.Num);
rhs.add(DocType.Num);
rhs.add(DocType.Num);
rhs.add(DocType.Num);
```

```
lhs.add(new DocSpan(1, DocType.Other));
lhs.add(new DocSpan(9, DocType.qqinfo)); //要提取的 QQ 号码文本对应的类型
addProduct(rhs, lhs);
```

6.3.2　从互联网提取信息

假如要列出所有总部位于加州的老总，并且还和美国参议员有社会关系。只有数据的结构化表示才能有效的产生这样的列表。

从互联网中提取<作者，书名>关系。例如<司马迁，史记>。

提交查询词“司马迁 史记”到搜索引擎。返回结果中包括：

“《史记》是由司马迁撰写的中国第一部纪传体通史。”

提取模板：“《书名》是由作者撰写的”。

再次到互联网中搜索：“《?》是由?撰写的”。得到：

《周恩来传》是由外国知名学者迪克·威尔逊撰写的周恩来传记。

提取出新的<作者，书名>关系：<迪克·威尔逊，周恩来传>。

因为 Web 内容高度冗余，对于同样的信息，还存在：“迪克威尔逊代表作：周恩来传”这样的描述。提取模板：“作者代表作：书名”。

提交查询词“代表作”到搜索引擎。找到如下记录“王山的顽主小说代表作近期又改名为《北京教父》”。

提取出新的<作者，书名>关系：<王山，北京教父>。

因为 Web 内容高度冗余，利用实体间的关系和描述这些关系的模式之间的对应关系，从一个种子关系集合出发，从 Web 网页中发现这些种子出现的上下文，然后从这些上下文中产生对应的模式，进而利用这些模式从 Web 网页中发现更多的关系实例，然后从这些关系实例中选择新的种子集合，重复上述过程，迭代地从 Web 上得到相应的关系和模板。

<柯南道尔,福尔摩斯历险记>

若种子集合选择得不够好，则会造成最终得到的关系实例集合局限在一个较小的样本空间里，并且这些关系实例与种子实例属于同一个领域，例如对于关系<人物，出生日期>，若种子关系均是关于政治人物的关系实例，由于对于政治人物的描述会过于正式，提取出的模版也会比较正式，结果会造成最终提取的关系实例都是关于政治人物和相近领域人物的，而娱乐人物等与政治人物相去较远的人物关系实例则不能得到，这样会造成结果的局部性。

关系类型动态扩展的一般步骤是：首先定义一个核心关系，比如<人名，民族，籍贯>或者<机构名，地址>，然后从核心关系出发，利用 DIPRE 迭代更多的此类关系的实例以及这些实例的上下文，对上下文进行统计分析，提取出其中与所要提取实体密切相关的其他实体，比如对于<人名，民族，籍贯>关系，可以从对应关系实例的上下文中发掘出“性别”、“身高”、“爱好”等与人物密切相关的实体，然后利用这些实体与“人名”组成新型候选关系，对候选关系类型进行过滤，保留质量较好的新型关系，利用这些关系发掘更多的关系实例，进而提高命名实体提取的覆盖率。

6.3.3 提取地名

在车载导航系统中，需要根据语音识别出来的文本提取导航目的地。可以设置提取模板。例如，“下一个目的地是宁虹路”总结出模板：“下一个目的地是<地名>”。

“亲咱去西关二巷吧设置下导航”总结出模板：“亲咱去<地名>吧”。

“知春路咋走” 总结出模板：“<地名>咋走”。

先看下标注通过标注的方法提取地名。例如“合蚌客运专线 2013 年与京福高铁同时通车”标注成为：“合蚌客运专线/Address 2013 年/Time 与/Link 京福高铁/Address 同时通车/Matter”。

有些地名需要通过指代消解来提取。例如：“昨天（20 日）晚上 10 时，随着最后一段接缝处合龙段混凝土浇筑完毕，由上海建工基础公司承建的**新河南路桥**实现了提前 10 天合龙贯通。预计到今年 8 月，**这座桥**的部分车道将通车，以缓解河南路的交通压力。”

希望提取出“新河南路桥”，而这里，“这座桥”指代了“新河南路桥”很多代词如果不还原出来，就很难抽取到内容了。

因为“新河南路桥”这个词只出现了一次，所以要通过指代消解(Coreference Resolution)来确定谈话主体。

指代消解对词性标注和语法分析有一定的依赖，判断是否消解不是根据这个词出现了几次，而要先找到指示词“这座桥”。

用选出的先行词(antecedent)替换指代词，即进行指代消解。

具体实现上首先找出指示词的候选先行词，然后计算候选的先行词和指示词的一致性。例如“新河南路桥”和“这座桥”词尾都是“桥”，所以一致性比较高。指代语过滤器用于判断一个实体描述是否应该将一些实体描述作为其先行语。最后把指示词替换成对应的先行词。

和地名相关的例子：

“**成都**人民南路主车道完成施工 …　记者从市重大办了解到，自人民南路综合改造工程动工以来，**我市**在确保施工质量的前提下先后进行过多次改造进度提速：9 月上旬，各施工单位基本完成东侧道路路面改造，开始倒边向道路西侧打围，进行西侧道路的半幅施工;仅用 1 个月时间就完成了西侧道路的改造，在本月 15 日之前形成主车道全线通车能力，并完成天府广场至二环路范围内的人行道铺装，为西博会的顺利召开提供交通保障。”在这里，“**我市**”指代“**成都**”。

“**东莞**阳光网 ...　莞深高速三期石碣段即东江大桥于上月 28 日通车以来，受到市民的广泛欢迎。特别是**我市**东部镇街的市民经此去广州以及白云机场，将比走广深高速节省半个小时。”在这里，“**我市**”指代“**东莞**”。

“**我市**金龙大桥长田隧道正式通车　该工程于 2008 年 1 月开工，建成通车后，将有效改善**达州**天然气能源化工基地连通主城区的交通面貌，对推动化工产业园区建设，拓展城市发展空间，构建城市交通内联外接骨架网络具有重大重义。”在这里，“**我市**”指代“**达州**”。

6.4　拼写纠错

输错电话号码，往往只是得到简单的提示“没有这个电话号码”。但是在搜索框中输入错误的搜索词，搜索引擎往往会提示“您是不是要找”这个正确的词。这个功能也叫作“Did you mean”，正式的说法叫作查询纠错（Query correction）或者查询拼写检查。

拼写检查是查询处理极为重要的一个组成部分。在网络搜索引擎用户提交的查询中有大约10%~15%的拼写错误，搜索引擎很难用错误拼写的查询词找出相关的文档。拼写检查就是对错误的词给出正确的提示。如果有个正确的词和用户输入的词很近似，则用户的输入可能是错误的。

查询日志中包含大量的简单错误的例子，如下面：

poiner sisters -> pointer sisters

brimingham news -> birmingham news

ctamarn sailing -> catamaran sailing

类似这些错误可以通过建立正误词表来检查。然而，除此之外，将有许多查询日志包含与网站、产品、公司相关的词，对于这样的开放类的词不可能在标准的拼写词典中发现。以下是来自同一个查询日志一些例子：

akia 1080i manunal -> akia 1080i manual

ultimatwarcade -> ultimatearcade

mainscourcebank -> mainsource bank

因此不存在万能的词表，垂直（网站）搜索引擎往往需要整理和自己行业(网站)相关的词库才能达到好的匹配效果。可以从搜索日志中挖掘出“错误词->正确词”这样的词对，例如“飞利蒲->飞利浦”。

根据正误词表替换用户输入。

```
public static String replace(String content) {
   int len = content.length();
   StringBuilder ret = new StringBuilder(len);
   ErrorDic.PrefixRet matchRet = new ErrorDic.PrefixRet(null,null);

   for(int i=0;i<len;){
      errorDic.checkPrefix(content,i,matchRet);//检查是否存在从当前位置开始的错词
      if(matchRet.value == ErrorDic.Prefix.Match)   {
         ret.append(matchRet.data);
         i=matchRet.next;//下一个匹配位置
      }
      else //从下一个字符开始匹配
      {
         ret.append(content.charAt(i));
         ++i;
      }
   }
   return ret.toString();
}
```

因为在各种语言中导致用户输入错误的原因不一样，所以每种语言的正误词对的挖掘方式有不一样的地方。对英文单词的搜索需要专门针对英文的拼写检查，对中文词的搜索需要专门针对中文的拼写检查。

为了讨论对搜索引擎查询最有效的的拼写检查技术，我们首先看下单词拼写检查的概率模型：

$$\text{Spell}(w) = \arg\max_{c \square C} P(c \mid w) = \arg\max_{c \square C} \frac{P(w \mid c)P(c)}{P(w)}$$

对于任何 c 来讲，出现 w 的概率 P(w)都是一样的，从而我们在上式中忽略它，写成：

$$\text{Spell}(w) = \arg\max_{c \in C} P(w \mid c)P(c)$$

这个式子有三个部分，从右到左分别是：

（1）$P(c)$：文章中出现一个正确拼写词 c 的概率。也就是说，在英语文章中，c 出现的概率有多大呢?因为这个概率完全由英语这种语言决定，一般称之为语言模型。例如，英语中出现 the 的概率 P('the')就相对高，而出现 P('zxzxzxzyy') 的概率接近 0（假设后者也是一个词）。

（2）$P(w|c)$：在用户想键入 c 的情况下敲成 w 的概率。因为这个是代表用户会以多大的概率把 c 敲错成 w，因此这个被称为误差模型。

（3）argmaxc：用来枚举所有可能的 c 并且选取概率最大的那个词。因为有理由相信，一个正确的单词出现的频率高，用户又容易把它敲成另一个错误的单词，那么，那个敲错的单词应该被更正为这个正确的。

为什么把最简单的一个 $P(c|w)$变成两项复杂的式子来计算？因为 $P(c|w)$就是和这两项同时相关的，因此拆成两项反而容易处理。举个例子，比如一个单词 thew 拼错了，看上去 thaw 应该是正确的，因为就是把 a 打成 e 了。然而，也有可能用户想要的是 the，因为 the 是英语中常见的一个词，并且很有可能打字时手不小心从 e 滑到 w 了。因此，在这种情况下，我们想要计算 $P(c|w)$就必须同时考虑 c 出现的概率和从 c 到 w 的概率。把一项拆成两项让这个问题更加容易、更加清晰。

对于给定词 w 可以通过编辑距离挑选出相似的候选正确词 c 的集合。编辑距离越小，候选正确词越少，计算也越快。76%的正确词和错误词的编辑距离是 1。所以还需要考虑编辑距离是 2 的情况。99%的正确词和错误词的编辑距离在 2 以内。因此对于拼写检查来说，查找出编辑距离在 2 以内的候选正确词 c 的集合就可以了。这是一个模糊匹配的问题。

6.4.1　模糊匹配问题

从用户查询词中挖掘正确提示词表。一般不需要提示没有任何用户搜索过的词。如何从一个大的正确词表中找和输入词编辑距离小于 k 的词集合？逐条比较正确词和输入词的编辑距离太慢。

构建一个有限状态自动机准确地识别出和目标词在给定的编辑距离内的字符串集合。可以输入任何词，然后自动机可以基于是否和目标词的编辑距离最多不超过给定距离从而接收或拒绝它。

而且，由于 FSA 的内在特性，可以在 O(n)时间内实现。这里，n 是测试字符串的长度。而标准的动态规划编辑距离计算方法需要 O(m*n)时间，这里 m 和 n 是两个输入单词的长度。因此编辑距离自动机可以更快地检查许多单词和一个目标词是否在给定的在最大距离内。

编辑距离自动机的基本想法是：构建一个有限状态自动机准确地识别出和目标词在给定的编辑距离内的字符串集合。可以输入任何词，然后自动机可以基于是否和目标词的编辑距离最多不超过给定距离从而接收或拒绝它。而且，由于 FSA 的内在特性，可以在 O(*n*)时间内判断是可以接收或应该拒绝。这里，*n* 是测试字符串的长度。而标准的动态规划编辑距离计算方法需要 O(*m***n*)时间，这里 *m* 和 *n* 是两个输入单词的长度。因此编辑距离自动机可以更快地检查许多单词和一个目标词是否在给定的在最大距离内。

单词 food 的编辑距离自动机形成的非确定有限状态自动机，最大编辑距离是 2。开始状态在左下，状态使用 n^e 标记风格命名。这里 *n* 是到目前为止正确匹配的字符数，*e* 是错误数量。垂直转换表示未修改的字符，水平转换表示插入，两类对角线转换表示替换（用*标记的转换）和删除（空转换）。编辑距离自动机如图 6-2 所示。

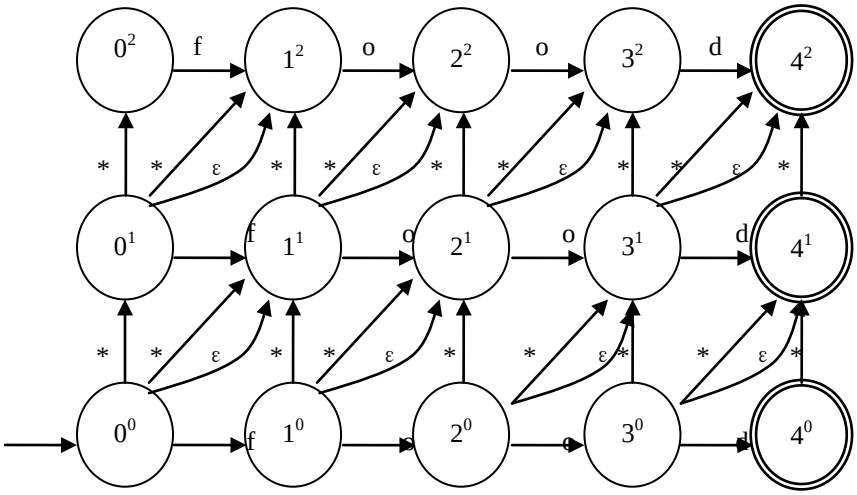


图 6-2　编辑距离自动机

单词 food 的长度是 4，所以图 6-2 有 5 列。允许 2 次错误，所以有 3 行。非确定有限状态自动机 NFA 中的状态用整数编码如图 6-3 所示。

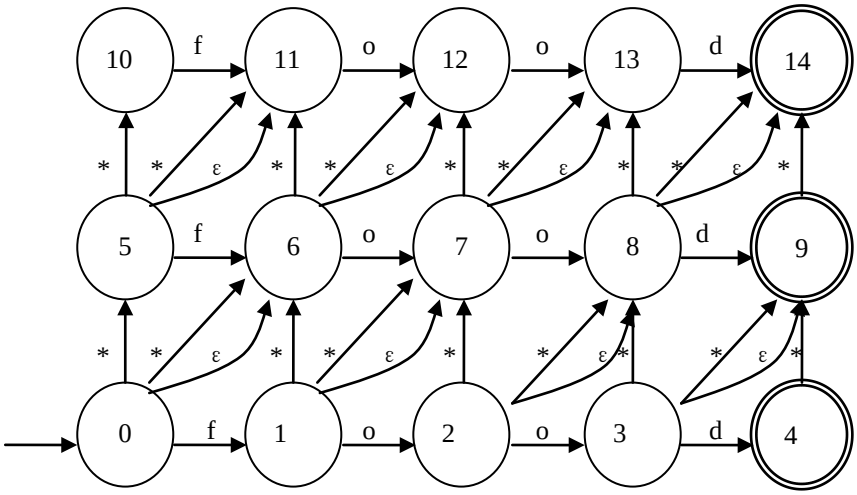


图 6-3　编辑距离自动机中的状态编号

把状态用整数编号表示。

```
/**
 * 计算状态编号
 * @param c 正确的字符数
 * @param e 错误的字符数
 * @return 状态编号
 */
public int getStateNo(int c, int e) {
   int hash = e * (this.n+1) + c;
   return hash;
}
```

用一个位数组表示状态集合，StateSet 类的实现如下：

```
public class StateSet {
   public BitSet table; //位数组

   /**
    * 构造一个状态集合
    *
    * @param n
    *          正确字符数
    * @param e
    *          错误字符数
    */
```

```
public StateSet(int n, int e) {
   table = new BitSet((n + 1) * (e + 1));
}

/**
 * 状态集合是否包含某个状态
 * @param o 状态编号
 * @return
 */
public boolean contains(int o) {
   return table.get(o);
}

/**
 * 两个状态集合是否存在交集
 * @param s 要判断的另外一个状态集合
 * @return
 */
public boolean containsAny(StateSet s) {
   for (int state = s.table.nextSetBit(0); state >= 0; state = s.table
         .nextSetBit(state + 1)) {
      if (table.get(state))
         return true;

   }
   return false;
}

/**
 * 增加一个状态到状态集合
 * @param s
 */
public void add(int s) {
   table.set(s);
}

/**
 * 增加一个状态集合中的所有状态到当前状态集合
 * @param s
 */
public void add(StateSet s) {
   for (int state = s.table.nextSetBit(0); state >= 0; state = s.table
         .nextSetBit(state + 1)) {
```

```
            table.set(state);
        }
    }

    @Override
    public String toString() {
        StringBuilder sb = new StringBuilder();

        //输出当前状态集合中包含的状态编号
        for (int state = table.nextSetBit(0); state >= 0; state = table
                .nextSetBit(state + 1)) {
            sb.append(state + "\n");
        }
        return sb.toString();
    }
}
```

生成编辑距离自动机也就是生成这个图。如果不考虑边界节点，一般的节点会发出 4 个状态转换，如图 6-4 所示。

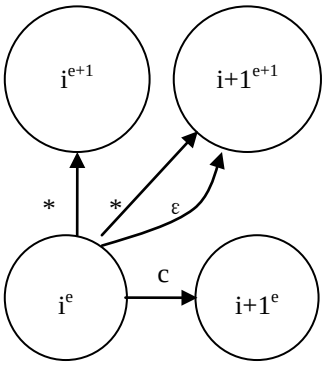


图 6-4　编辑距离自动机中的状态转换

把这里的*和 ε 定义成两个特殊的字符。NFA.ANY 表示接收任意字符都可以。NFA.EPSILON 表示不用接收任何字符，可以自动转移到下一个状态。

首先用一个容易生成的非确定有限状态机表示编辑距离自动机，然后再转换成为确定的有限状态机。构建非确定的有限状态机实现代码如下：

```
/**
 * 构造方法
 * @param term      词
 * @param k       距离
```

```
 */
public NFA(String term, int k) {
   this._startState = getStateNo(0, 0); //开始状态
   this.n = term.length(); //长度
   this.k = k; //允许的最大距离

   for (int i = 0; i < n; ++i) { //i 表示正确匹配上的字符数
      char c = term.charAt(i);
      for (int e = 0; e < (k + 1); ++e) { //e 表示错误字符数
         //正确字符
         addTransition(getStateNo(i, e), c, getStateNo(i + 1, e));
         if (e < k) {
            //删除，也就是删除当前的输入字符，向上的箭头
            addAnyTrans(getStateNo(i, e),getStateNo(i,e + 1));

            //插入，曲线斜箭头
            epsilonTrans.put(getStateNo(i, e), getStateNo(i + 1, e + 1));

            //替换，直的斜箭头
            addAnyTrans(getStateNo(i, e),getStateNo(i+1,e + 1));
         }
      }
   }
   for (int e = 0; e < (k + 1); ++e) {
      if (e < k){  //最后一列往上的箭头
         addAnyTrans(getStateNo(term.length(), e),
                     getStateNo(term.length(), e + 1));
      }
      addFinalState(getStateNo(term.length(), e)); //设置结束状态
   }
}
```

测试先生成 NFA，然后输出生成的 NFA。测试代码如下：

```
NFA lev = new NFA("food",2); //生成编辑距离不大于 2 的非确定有限状态机
System.out.println(lev.toString());
```

输出结果如下：

```
正常转换:
0 -> {f=1}
1 -> {o=2}
2 -> {o=3}
3 -> {d=4}
5 -> {f=6}
```

```
6 -> {o=7}
7 -> {o=8}
8 -> {d=9}
10 -> {f=11}
11 -> {o=12}
12 -> {o=13}
13 -> {d=14}
空转换:
0 -> 6
1 -> 7
2 -> 8
3 -> 9
5 -> 11
6 -> 12
7 -> 13
8 -> 14
任意转换:
0 -> 5   6
1 -> 6   7
2 -> 7   8
3 -> 8   9
4 -> 9
5 -> 10   11
6 -> 11   12
7 -> 12   13
8 -> 13   14
9 -> 14
结束状态:
4   9   14
```

76%的正确词和错误词的编辑距离是 1。23%的正确词和错误词的编辑距离是 2。需要在状态对象中记住接收的字符串和原串有几处错误。

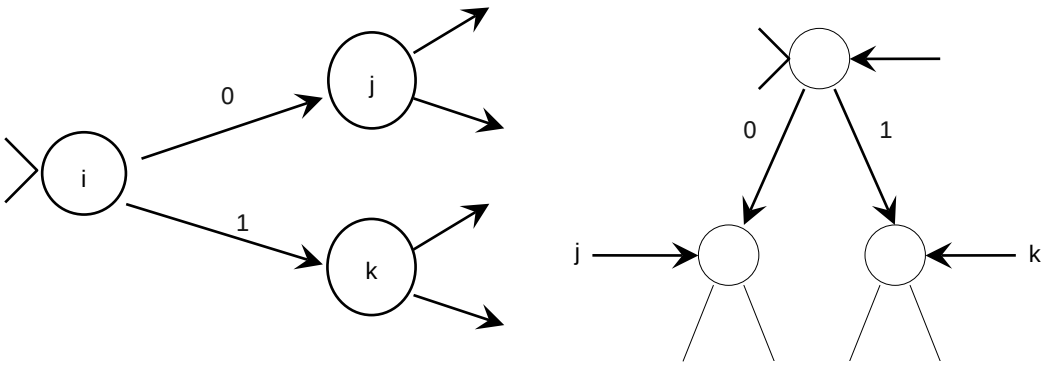
看用户输入的某个单词是否和一个正确的单词相似，也就是看它对应的编辑距离自动机能否接收这个正确单词：

```
//构建编辑距离自动机
NFA lev = new NFA("foxd",2);
//根据幂集构造转换成确定有限状态机
DFA dfa = lev.toDFA();
//看单词 food 是否能够被接收
System.out.println(dfa.accept("food"));
```

看某个单词是否和给定词表中某个单词相似就好像先织个矩形的网，然后用这个网去正确

词表中捞相似的正确词。把正确的词典和条件(Levenshtein automata)都表示成确定有限状态机(DFA)，有可能高效的对两个 DFA 取交集(intersect)，从词典中找到满足条件的词。取交集就是步调一致地遍历两个 DFA，仅跟踪两个 DFA 都共有的边，并且记录走过来的路径。当两个 DFA 都在结束状态时，输出词典 DFA 对应的单词。

编辑距离自动机中的节点 j 和 k 映射到词典 DFA 对应的节点，如图 6-5 所示。例如，水冷却后变成冰，油冷却后变成固体脂肪，因为经过同样的处理过程，所以把冰映射到固体脂肪。



输入词的编辑距离自动机　　词典 DFA

图 6-5　DFA 取交集

因为可以把 Trie 树看成确定有限状态机，所以这里使用标准 Trie 树代替 DFA，标准 Trie 树中存储了正确词库。

```
/**
 * 有限状态转换
 * @param dfa2 正确词库
 * @return 返回相似的正确的词
 */
public ArrayList<String> transduce(Trie<String> dfa2) {
   ArrayList<String> match = new ArrayList<String>(); //找到的正确单词集合
   // ArrayDeque 当堆栈用
   ArrayDeque<StackTrieValue> stack = new ArrayDeque<StackTrieValue>();
   stack.add(new StackTrieValue(startState, dfa2.rootNode));
   while (!stack.isEmpty()) {
      StackTrieValue stackValue = stack.pop();
      Set<Character> ret = null; //可以往前走的字符集合
      if (defaults.containsKey(stackValue.s1)) {
         ret = stackValue.s2.getChildren().keySet();
      } else {
```

```
            Set<Character> edges = edges(stackValue.s1);
            ret = intersection(edges, stackValue.s2.getChildren().keySet());
        }
        if (ret == null)
            continue;
        for (char edge : ret) {
            State state1 = next(stackValue.s1, edge);
            TrieNode<String> state2 = stackValue.s2.getChildren().get(edge);
            if (state1 != null && state2 != null) {
                stack.add(new StackTrieValue(state1, state2));
                if (isFinal(state1) && state2.isTerminal()) {//走到可以结束的状态
                    match.add(state2.getNodeValue());
                }
            }
        }
    }
    return match;
}
```

从正确词库查找相似正确词的整体流程如下：

```
//根据错误词构建 NFA，这个错误词一般是用户输入的
NFA lev = new NFA("fod",1);
//把 NFA 转换成 DFA
DFA dfa = lev.toDFA();

//正确词表
Trie<String> stringTrie = new Trie<String>();
stringTrie.add("food", "food");
stringTrie.add("hammer", "hammer");
stringTrie.add("hammock", "hammock");
stringTrie.add("ipod", "ipod");
stringTrie.add("iphone", "iphone");

//返回相似的正确的词
ArrayList<String> match = dfa.transduce(stringTrie);
for(String s:match){
    System.out.println(s); //输出 food
}
```

现在已经实现了从一个大的正确词表中找和输入词编辑距离小于 k 的词集合，接下来要找出最大的 $P(c|w)$对应的 c。为了计算 $P(c|w)$，需要用到 $P(w|c)$和 $P(c)$。根据正确词表中的词频来估计 $P(c)$。根据 w 和 c 之间的编辑距离估计 $P(w|c)$。所以实际返回的是如下对象的列表：

```
public class RightWord implements Comparable<RightWord> {
   public String word; //正确词
   public int errors; //错误数，也就是正确词和错误词之间的编辑距离
   public int freq;  //在词表中的词频

   public RightWord(String w, int e, int f) {
      word = w;
      errors = e;
      freq = f;
   }

   public int compareTo(RightWord o) { //先比较错误数，再比较词频
      int diff = this.errors - o.errors;
      if(diff!=0) {
         return diff;
      }

      return o.freq - this.freq;
   }
}
```

为了简化选择正确词的计算，可以先把范围缩小到编辑距离小的正确词，对于编辑距离相同的正确词，则取词频高的正确词。

输入 sonly 应该提示 sony，但是却提示出 only。对于专有名词可以使用 Jaro-Winkler 距离。因为假设首字母不容易拼错，所以 Jaro-Winkler 给予了起始部分就相同的字符串更高的分数。

```
public class Jaro {
   /**
    * gets the similarity of the two strings using Jaro distance.
    *
    * @param string1 the first input string
    * @param string2 the second input string
    * @return a value between 0-1 of the similarity
    */
   public float getSimilarity(final String string1, final String string2) {

      //get half the length of the string rounded up - (this is the distance used for acceptable
transpositions)
      final int halflen = ((Math.min(string1.length(), string2.length())) / 2) +
((Math.min(string1.length(), string2.length())) % 2);

      //get common characters
```

```
      final StringBuffer common1 = getCommonCharacters(string1, string2, halflen);
      final StringBuffer common2 = getCommonCharacters(string2, string1, halflen);

      //check for zero in common
      if (common1.length() == 0 || common2.length() == 0) {
         return 0.0f;
      }

      //check for same length common strings returning 0.0f is not the same
      if (common1.length() != common2.length()) {
         return 0.0f;
      }

      //get the number of transpositions
      int transpositions = 0;
      int n=common1.length();
      for (int i = 0; i < n; i++) {
         if (common1.charAt(i) != common2.charAt(i))
            transpositions++;
      }
      transpositions /= 2.0f;

      //calculate jaro metric
      return (common1.length() / ((float) string1.length()) +
            common2.length() / ((float) string2.length()) +
            (common1.length() - transpositions) / ((float) common1.length())) / 3.0f;
   }

   /**
    * returns a string buffer of characters from string1 within string2 if they are of a given
    * distance seperation from the position in string1.
    *
    * @param string1
    * @param string2
    * @param distanceSep
    * @return a string buffer of characters from string1 within string2 if they are of a given
    *       distance seperation from the position in string1
    */
   private static StringBuffer getCommonCharacters(final String string1, final String
string2, final int distanceSep) {
      //create a return buffer of characters
      final StringBuffer returnCommons = new StringBuffer();
      //create a copy of string2 for processing
```

```
      final StringBuffer copy = new StringBuffer(string2);
      //iterate over string1
      int n=string1.length();
      int m=string2.length();
      for (int i = 0; i < n; i++) {
         final char ch = string1.charAt(i);
         //set boolean for quick loop exit if found
         boolean foundIt = false;
         //compare char with range of characters to either side

         for (int j = Math.max(0, i - distanceSep); !foundIt && j < Math.min(i + distanceSep,
m - 1); j++) {
            //check if found
            if (copy.charAt(j) == ch) {
               foundIt = true;
               //append character found
               returnCommons.append(ch);
               //alter copied string2 for processing
               copy.setCharAt(j, (char)0);
            }
         }
      }
      return returnCommons;
   }
}
```

计算两个词的 Jaro-Winkler 相似度：

```
String s1 ="sony";
String s2 ="sonf";
Jaro j = new Jaro();
System.out.println(j.getSimilarity(s1, s2));
```

6.4.2 正确词表

正确词表放入标准 Trie 树。

```
private void addNode(TrieNode<String> currNode, String key, String value) {
   int pos = 0;

   while (true) {
      Character c = key.charAt(pos);
      TrieNode<String> nextNode = currNode.getChildren().get(c);
```

```
      if (nextNode == null) {
         nextNode = new TrieNode<String>();
         nextNode.setNodeKey(c);
         if (pos < key.length() - 1) {
            pos++;
         } else {
            nextNode.setNodeValue(value);
            nextNode.setTerminal(true);
            currNode.getChildren().put(c, nextNode);
            return;
         }
         currNode.getChildren().put(c, nextNode);
      } else {
         if (pos < key.length() - 1) {
            pos++;
         } else {
            nextNode.setNodeValue(value);
            nextNode.setTerminal(true);
            return;
         }
      }
      currNode = nextNode;
   }
}
```

有时候甚至没有正确词表，如何从包含错误词和正确词的语料库中找出正确词？

逐个遍历每个词，计算和这个词相似的词，例如编辑距离在 1 以内的词。把其他词和这个词相似看作其他词对这个词的一次投票。一个词在语料库中出现的次数看成这个词的权威性。

把每个词看成是一个节点，使用 HITS 图挖掘算法计算出排名最高的 n 个词，把它们当作正确词。取出最高分的词后，可以从排名结果中删除和它相似而不太可能是正确词的词。

HITS 算法可以选出有向带权重的图中的最重要的节点。若 B 节点上有指向 A 节点的边，则称 B 为 A 的导入节点，这说明 B 认为 A 有指向价值，是一个“重要”的节点。

每个节点有 Authority 和 Hub 两个值。Authority 值可以理解为该节点的权威性，也就是重要度。Authority 值是指向该节点的所有节点的 Hub 值之和。

如果一个节点指向另外一个节点，则可以看作这个节点向另外一个节点投了一票。Hub 值可以理解为该节点的投票可信度。Hub 值是该节点指向的那些节点的 Authority 值之和。可以看到，Authority 和 Hub 值以互相递归的方式定义。

HITS 算法执行一系列迭代过程，每个过程由如下两步组成：Authority 更新：更新每个节点的 Authority 值成为指向该节点的所有节点的 Hub 值之和。Hub 更新：更新每个节点的 Hub 值成为该节点指向的所有节点的 Authority 值之和。

用如下的算法计算一个节点的 Hub 值和 Authority 值：

（1）开始设置每个节点的 Authority 值为这个节点对应词出现的次数。Authority 值的归一化方式是每个 Authority 值除以所有的 Authority 值的和。

（2）执行 Hub 更新规则。

（3）执行 Authority 更新规则。

（4）对 Hub 值和 Authority 值归一化。其中，Hub 值的归一化方式是每个 Hub 值除以所有的 Hub 值的和。Authority 值的归一化方式是每个 Authority 值除以所有的 Authority 值的和。

（5）重复第（2）步直到达到指定叠代次数，或者 Hub 值和 Authority 值变化很小为止。

6.4.3 英文拼写检查

先看下英文拼写出错的可能性有多大。对英文报关公司名 101919 条统计，有拼写出错的为 16663 条，出错概率为 16.35%。因为大部分是正确的，所以如果所有的词都在正确词表中，则不必再查找错误。否则先检查错误词表。最后仍然不确定的，提交查询给搜索引擎，看看是否有错误。

正确词的词典格式每行一个词，分别是词本身和词频。样例如下：

```
biogeochemistry : 1
repairer : 3
wastefulness : 3
battier : 2
awl : 3
preadapts : 1
surprisingly : 3
stuffiest : 3
```

因为互联网中的新词不断出现，正确的词并不是来源于固定的词典，而是来源于搜索的文本本身。下面直接从文本内容提取英文单词。不从索引库中提取的原因是 Term 可能经过词干化处理过了，所以我们用 StandardAnalysis 再次处理。

```
java.io.StringReader input = new java.io.StringReader(content);
TokenStream tokenizer = new StandardTokenizer(input);
for (Token t = tokenizer.next(); t != null; t = tokenizer.next()){
```

```
      if( isAllLetter(t.termText()) &&
            (t.termText().length()>=3) &&
            (t.termText().length()<=30) ){
         System.out.println(t.termText());
         fpSource.write(t.termText().toLowerCase());
         fpSource.write(" : 1\n");
      }
}
```

可以根据发音计算用户输入词和正确词表的相似度，还可以根据字面的相似度来判断是否输入错误，并给出正确的单词提示。也可以参考一下开源的拼写检查器(spell checker)的实现，例如 Aspell(http://aspell.net/)或者 LanguageTool(http://www.languagetool.org/)。

特别的，考虑公司名中的拼写错误。一般首字母拼写错误的可能性很小。可以简单地先对名称排序，然后再比较前后两个公司名就可以检测出一些非常相似的公司名称了。

另外可以考虑抓取 Google 的拼写检查结果。

```
public static String  getGoogleSuggest(String name) throws Exception {
   String searchWord = URLEncoder.encode(name,"utf-8");
   String searchURL = "http://www.google.com/search?q=" + searchWord;
   String strPages=DownloadPage.downloadPage(searchURL);//下载页面

   String suggestWord="";
   Parser parser=new Parser(strPages); //使用 HTMLParser 解析返回的网页
   NodeFilter filter=
      new AndFilter(new TagNameFilter("a"),new HasAttributeFilter("class","spell"));
   //取得符合条件的第一个节点
   NodeList nodelist=parser.extractAllNodesThatMatch(filter);
   int listCount=nodelist.size();

   if(listCount>0){
      TagNode node=(TagNode)nodelist.elementAt(0);
      if (node instanceof LinkTag) {//<a> 标签
         LinkTag link = (LinkTag) node;
         suggestWord = link.getLinkText();//链接文字
      }
   }

   return suggestWord;
}
```

6.4.4 中文拼写检查

对于汉语的查询纠错，我们系统预测错误的并不是要产生一个有语法错误的纠错串，而是与原串相比，语义的偏离！我们怎样才能通过一个带有错误的查询串猜测到用户的真实查询意图，给出一个满足条件的纠错串，这个纠错串代表了用户的查询意图，这个是查询纠错的目的。语义的偏离才是影响系统性能的首要因素。

和英文拼写检查不一样，中文的用户输入的搜索词串的长度更短，从错误的词猜测可能的正确输入更加困难。这时候需要更多地借助正误词表，词典文本格式如下：

```
代款:贷款
阿地达是:阿迪达斯
诺基压:诺基亚
飞利蒲:飞利浦
寂么沙洲冷:寂寞沙洲冷
欧米加:欧米茄
欧米枷:欧米茄
爱力信:爱立信
西铁成:西铁城
瑞新:瑞星
登心绒:灯心绒
```

这里，前面一个词是错误的词条，后面是对应的正确词条。为了方便维护，我们还可以把这个词库存放在数据库中：

```
CREATE TABLE CommonMisspellings (
         [misword] [varchar] (50) COLLATE Chinese_PRC_CI_AS NULL , --错误词
   [rightword] [varchar] (50) COLLATE Chinese_PRC_CI_AS NULL  --正确词
)
```

除了人工整理，还可以从搜索日志中挖掘相似字串来找出一些可能的正误词对。比较常用的方法是采用编辑距离(Levenshtein Distance)来衡量两个字符串是否相似。编辑距离就是用来计算从原串（s）转换到目标串(t)所需要的最少的插入、删除和替换的数目。例如源串是“诺基压”，目标串是“诺基亚”，则编辑距离是 1。

当一个用户输入错误的查询词没有结果返回时，他可能会知道输入错误，然后用正确的词再次搜索。从日志中能找出来这样的行为，进而找出正确/错误词对。

例如，日志中有这样的记录：

2007-05-24 00:41:41.0781|DEBUG |221.221.167.147||喀尔喀蒙古|2

…

2007-05-24 00:43:45.7031|DEBUG|221.221.167.147||喀爾喀蒙古|0

…

处理每行日志信息，用 StringTokenizer 返回“|”分割的字符串，代码如下。

```
StringTokenizer st = new StringTokenizer(line,"|");
while(st.hasMoreTokens()) { //有更多的内容
   System.out.println(st.nextToken()); //取得子串
}
```

假设日志中有搜索结果返回的是正确词，无搜索结果返回的是错误词。挖掘日志的程序如下：

```
//存放挖掘的词及搜索出的结果数
HashMap<String,Integer> searchWords = new HashMap<String,Integer>();
while((readline=br.readLine())!=null)   {
             StringTokenizer st = new StringTokenizer(readline,"|");
             if(!st.hasMoreTokens()) continue;
             st.nextToken();
             if(!st.hasMoreTokens())continue;
             st.nextToken();
             if(!st.hasMoreTokens())continue;
             st.nextToken();
             if(!st.hasMoreTokens())continue;
             st.nextToken();
             if(!st.hasMoreTokens())continue;
             st.nextToken();
             if(!st.hasMoreTokens())continue;
             //存放搜索词
             String key = st.nextToken();
             if(key.indexOf(":")>=0) {
                continue;
             }
             //如果已经处理过这个词就不再处理
             if(searchWords.containsKey(key))    {
                continue;
             }
             if(!st.hasMoreTokens())
             {
                continue;
             }
             String results = st.nextToken();
             int resultCount = Integer.parseInt(results);//得到搜索出的结果数
```

```
            for(Entry<String,Integer> e : searchWords.entrySet())    {
               int diff= Distance.LD(key, e.getKey()) ;
               if(diff ==1 && key.length()>2) {
                  if( resultCount == 0 && e.getValue()>0 ) {
                     // e.getKey()是正确词，key 是错误词
                     System.out.println(key +":"+ e.getKey());
                     bw.write(key +":"+ e.getKey()+"\r\n");
                  }
                  else if(e.getValue()==0 && resultCount>0) {
                     // key 是正确词，e.getKey()是错误词
                     System.out.println(e.getKey() +":"+ key);
                     bw.write(e.getKey() +":"+ key+"\r\n");
                  }
               }
            }
            searchWords.put(key, resultCount);//存放当前词及搜索出的结果数
}
```

可以挖掘出如下一些错误、正确词对：

谕伽服:瑜伽服

落丽塔:洛丽塔

巴甫洛:巴甫洛夫

hello kiitty:hello kitty

…

除了根据搜索日志挖掘正误词表，还可以根据拼音或字形来挖掘。例如根据拼音挖掘出“周杰论:周杰伦”，根据字形挖掘出“浙江移动:浙江移动”。搜索“HTMLParser 源代码”时，提示：您是不是要用 SVN 客户端下载？

6.5 输入提示

医生写病历时需要智能提示（输入一个字就有很多句话供选择），就像在 Google 中搜索有提示。这些提示在以前的病历中出现的就显示出来，如果没有就不要显示。

比如有段这样的文字“胸廓两侧对称，气管居中。两肺纹理增多，右肺上叶后段见一较大结节样高密度影，边缘尚清，其内见部分斑点片状致密影及充气支气管影，周围见少许条索影。右肺下叶背段及右肺上叶前段另见部分小钙化结节影。左肺上叶局部胸膜下见部分斑点灶。左

肺下叶见少许斑片状模糊影。两肺未见明显小叶间隔增厚，未见明显肺气囊。心影大小和形态正常，主动脉及冠脉壁见钙化影，纵隔内见多发小淋巴结影，双侧胸膜未见明显增厚，两侧胸腔未见明显积液。扫及左侧肾上腺区见一液性密度肿块影，直径约 27mm，边缘较清。”

医生输入“胸腔”，需要弹出框提示：“胸腔未见明显积液”。

6.6　本章小结

信息抽取技术并不试图全面理解整篇文档，只是对文档中包含相关信息的部分进行分析。在信息抽取中，要完成指代消解的任务。本章介绍了从网页总如何抓取有用的信息并将其归类的方法。比如，如何从一个大的正确词表中找和输入词编辑距离小于 k 的词集合？使用了两个有限状态机求交集的方法。

6.7　专业术语

Coreference disambiguation 指代消解

Information extraction 信息抽取

Text proofing 拼写检查

7

第 7 章
自动摘要

所谓自动摘要，就是利用计算机自动地从原始文献中提取摘要。一篇文档的摘要要全面准确地反映该文档的中心内容。自动摘要的常用方法是将文本作为句子的线性序列，将句子视为词的线性序列。比如，手机显示屏的大小是有限的，因此智能手机上显示新闻的短摘要。

对于论坛中长篇的帖子，有的网友会求摘要。最简单的自动生成摘要的方法是返回文档的第一句。稍微复杂点的方法是：首先确定最重要的几个句子，然后根据最重要的几个句子生成摘要。

出于性能考虑，一般用最小堆存储最重要的 k 个句子。但这里的 k 值往往不是事前确定的，往往是生成不超过 n 个字符的摘要。所以先不考虑性能，返回用句子数组。

```
public static String getSummary(String text) throws Exception {
   ArrayList<SentenceScore> sentenceArray = getSentences(text); //得到打分句子数组

   return getSummary(sentenceArray); //根据最重要的几个句子生成摘要
}
```

为了提高准确度，可以把标题作为提取文本摘要的参数。

7.1　自动摘要技术

摘要的实现方法有摘取性的和概括性的。摘取性的方法相对容易实现，通常的实现方法是摘取文章中的主要句子。

Open Text summarizer 简称 OTS。假设文章中重要的想法用许多同样的词来描述，而冗余的信息则使用较少的技术化词语，并且和文章的主题无关。文章的主题是在文章中讨论最多的想法。重要的句子是和文章主题相关的句子。

在实践中，只会对这篇文章扫描一次。所有单词和它们在文本中的出现次数都存储在一个列表中。按单词出现次数对这个列表排序后，可以看见类似下面这样的列表：

```
11 are
17 is
16 a
14 Harry
14 on
13 Sally
11 Love
11 such
4 an
2 taxi
1 university
1 chicago
1 meets
...
```

然后使用词典文件删除所有常见的单词，例如"The","a","since","after","will"。因为这些单词没有告诉我们关于这个文章的主题的任何东西。

删除这些冗余的词后，新的词表看起来象这样：

```
14 Harry
13 Sally
11 Love
2 taxi
1 university
1 chicago
1 meets
```

从这个词表，可以假定这个文本谈论"Harry , Sally , Love"。

所以文本中一个重要的句子将是一个谈到 Harry、Sally 和 Love 的句子。一个谈到了 the university of chicago 的句子可能被忽视掉，因为在文本中只发现了一次“chicago”这个词，所以我们也可以假设“chicago”不是文本中一个主要的想法。每句话都基于在句子里面的关键词给一个评级。赋予一个高的评级给包含许多重要的词的一句话。

为了产生一个原文的 20%长度的摘要，可以打印出前 20%最高级别的句子。

如果给整个一本书，Ots 不会产生很好的输出，因为这些文字包括太多的话题。但是，每个页面可以独立送入，这样可以得到好的摘要结果。诗歌或其他非标准文本不会产生一个好的结果，因为它们的结构太“有趣”了。

每一个要实现的新语言需要包含一个在这个语言中非常常见的单词的列表。250 个单词就绰绰有余了。可以参见 en.dic 作为例子。写这样的一个词典是一个迭代的过程。

建议词典的作者使用 OTS 扫描几篇文章，提取出其中的关键词。这会告诉他如果 OTS 认为出于某种原因认为“his”是文本的主题，那么就需要把“his”添加到词典。

词干化能够将词追溯到它的原始形式的单词。例如，“running”追溯到它的原始形式的单词“run”。使用此功能汇总一个特定词的所有衍生形式。ots 知道这篇文章的主题是单词"run"而不是("running","run", "runnable" ...)。当遇到一个句子谈到“runner”，就知道它与该文章的主题相关。

用一个文件格式保存词干化规则。这个格式基于 XML。例如：

```
[dam]==[dams]          stem[dam]
[asking]==[asked]    stem[ask]
[build]==[building]    stem[build]
[accidents]==[accident] stem[accident]
[policing]==[police]   stem[polic]
[reported]==[report]   stem[report]
[years]==[year]       stem[year]
[increased]==[increase] stem[increas]
[study]==[studies]     stem[study]
[reported]==[reports]  stem[report]
[gates]==[gate]       stem[gat]
[locked]==[lock]      stem[lock]
```

文本摘要时需要使用最长重复子串检测可能出现的未登录短语。例如：字符串 abcdabcd 的最长重复子串是 abcd。解决方法是：对一个字符串生成一个后缀数组，然后再对后缀数组排序，排完序依次检测相邻的两个字符串的开头公共部分。返回两个字符串的最长公共前缀：

```
public static String lcp(String s, String t) {
```

```
   int n = Math.min(s.length(), t.length());
   for (int i = 0; i < n; i++) {
      if (s.charAt(i) != t.charAt(i))
         return s.substring(0, i);
   }
   return s.substring(0, n);
}
```

返回最长重复字符串的方法如下：

```
public static String lrs(String s) {
   // form the N suffixes
   int N  = s.length();
   String[] suffixes = new String[N];
   for (int i = 0; i < N; i++) {
      suffixes[i] = s.substring(i, N);
   }

   // sort them
   Arrays.sort(suffixes);

   // find longest repeated substring by comparing adjacent sorted suffixes
   String lrs = "";
   for (int i = 0; i < N - 1; i++) {
      String x = lcp(suffixes[i], suffixes[i+1]);
      if (x.length() > lrs.length())
         lrs = x;
   }
   return lrs;
}
```

7.1.1　英文文本摘要

MEAD(http://www.summarization.com/mead/)是一个功能完善的多文档摘要软件，不过是 Perl 实现的。Classifier4J(http://classifier4j.sourceforge.net/)包含一个简单的文本摘要实现，方法是抽取指定文本中的重要句子形成摘要。使用它的例子如下：

```
String input = "Classifier4J is a java package for working with text. Classifier4J includes
a summariser.";
//输入文章内容及摘要中需要返回的句子个数。
String result = summariser.summarise(input, 1);
```

返回结果是："Classifier4J is a java package for working with text."。

Dragon(http://dragon.ischool.drexel.edu/)也是一个 Java 开发的文本摘要软件。

自动摘要主要方法有基于句子重要度的方法和基于篇章结构的方法。基于句子重要度的方法相对成熟，基于篇章结构的方法还处在研究阶段。

Classifier4J 也是采用了句子重要度计算的简化方法。Classifier4J 通过统计高频词和句子分析来实现自动摘要。主要流程如下：

（1）取得高频词；

（2）把内容拆分成句子；

（3）取得包含高频词的前 k 个句子；

（4）将句子按照在文中出现的顺序重新排列，添加适当的分隔符后输出。

统计文本中最常出现的 k 个高频词的基本方法如下：

（1）在遍历整个单词序列时，使用一个散列表记录所有的单词频率。散列表的关键字是词，而值是词频。花费 O(*n*)时间。

（2）对散列表按值从大到小排序。使用通常的排序算法花费 O(*n**lg(*n*))时间。

（3）排序后，取前 k 个词。

为了优化第（2）步和第（3）步，可以不对散列表全排序，直接取前 k 个值最大的词。用到的一个方法是从数组中快速地选取最大的 k 个数。

快速排序基于分而治之(divide and conquier)策略。数组 A[p..r]被划分为两个（可能空）子数组 A[p..q-1]和 A[q+1..r]，使得 A[p..q-1]中的每个元素都小于等于 A(q)，而且小于等于 A[q+1..r]中的元素。这里 A(q)称为中值。可以根据快速排序的原理设计接口如下：

```
//根据随机选择的中值来选取最大的 k 个数，输入参数说明如下
// a 待选取的数组
// size 数组的长度
// k 前 k 个值最大的词
// offset 偏移量
selectRandom(ArrayList<WordFreq> a, int size, int k, int offset)
```

根据快速排序的原理，实现选取最大的 k 个数的方法如下：

```
//把数组中的两个元素交换位置
public static <E extends Comparable<? super E>> void swap(ArrayList<E> a, int i, int j) {
   E tmp = a.get(i);
   a.set(i, a.get(j));
   a.set(j, tmp);
```

```
}
static void selectRandom(ArrayList<WordFreq> a, int size, int k, int offset) {
   if (size < 5) {//采用简单的冒泡排序方法对长度小于 5 的数组排序
      for (int i = offset; i < (size + offset); i++)
         for (int j = i + 1; j < (size + offset); j++)
            if (a.get(j).compareTo(a.get(i)) < 0)
               swap(a, i, j);
      return;
   }
   Random rand = new Random();//随机选取一个元素作为中值
   int pivotIdx = partition(a, size, rand.nextInt(size) + offset, offset);
   if (k != pivotIdx) {
      if (k < pivotIdx) {
         selectRandom(a, pivotIdx - offset, k, offset);
      } else {
         selectRandom(a, size - pivotIdx - 1 + offset, k, pivotIdx + 1);
      }
   }
}
static int partition(ArrayList<WordFreq> a, int size, int pivot, int offset) {
   WordFreq pivotValue = a.get(pivot); //取得中值
   swap(a, pivot, size - 1 + offset);
   int storePos = offset;
   for (int loadPos = offset; loadPos < (size - 1 + offset); loadPos++) {
      if (a.get(loadPos).compareTo(pivotValue) < 0) {
         swap(a, loadPos, storePos);
         storePos++;
      }
   }
   swap(a, storePos, size - 1 + offset);
   return (storePos);
}
```

Classifier4J 的英文文本摘要的实现在 net.sf.classifier4J.summariser。这个 Java 项目使用了 JUnit 做单元测试，所以依赖 junit-3.8.1.jar。

7.1.2　中文文本摘要

首先把文章分成一个个的句子，然后逐句分词。统计关键词，根据关键词选择出最重要的几个句子。

“王昕彤是一个多才多艺的小朋友。她会画画，会唱歌，会跳舞，弹钢琴也是她拿手的一

项。”因为“多才多艺”比“画画”、“唱歌”、“跳舞”、“弹钢琴”更有概括能力，所以前面一句话适合作为摘要句，而后面一句话则不适合。

简单的中文自动摘要实现方法如下 5 个步骤：

（1）通过中文分词，统计词频和词性等信息，抽取出关键词。

（2）把文章划分成一个个的句子。

（3）通过各句中关键词出现的情况定义出句子的重要度。

（4）确定前 K 个最重要的句子为文摘句。

（5）把文摘句按照在原文中出现的顺序输出成摘要。

根据分隔符把文章划分成一个个的句子。

```
//包括所有标点符号的集合类
HashSet<Character> punctuation=new HashSet<Character>();
punctuation.add('。');
punctuation.add(',');
punctuation.add('；');
punctuation.add(',');
punctuation.add('。');
punctuation.add('!');
```

文本摘要的主体程序如下：

```
ArrayList<CnToken> pItem = Tagger.getFormatSegResult(content);//分词
//关键词及对应的权重
HashMap<String,Integer> keyWords = new HashMap<String,Integer>(10);
WordCounter wordCounter = new WordCounter();//词频统计
for (int i = 0; i < pItem.size(); ++i) {
   CnToken t = pItem.get(i);
   if (t.type().startsWith("n")) {
      wordCounter.addNWord(t.termText());//增加名词词频
   } else if (t.type().startsWith("v")) {
      wordCounter.addVWord(t.termText());//增加动词词频
   }
}
//取得出现的频率最高的五个名词
WordFreq[] topNWords = wordCounter.getWords(wordCounter.wordNCount);
for (int i = 0; i < topNWords.length; i++) {
   keyWords.put(topNWords[i].word, topNWords[i].freq);
}
//取得出现的频率最高的五个动词
```

```
WordFreq[] topVWords = wordCounter.getWords(wordCounter.wordVCount);
for (int i = 0; i < topVWords.length; i++) {
   keyWords.put(topVWords[i].word,topVWords[i].freq);
}
//把内容分割成句子
ArrayList<SentenceScore> sentenceArray = getSentences(content,pItem);
//计算每个句子的权重
for(SentenceScore sc:sentenceArray) {
   sc.score = 1;

   for (Entry<String,Integer> e:keyWords.entrySet()) {
      String word = e.getKey();
      if (sc.containWord(word)) {
         sc.score = sc.score * e.getValue();
      }
   }
}

//取得权重最大的三个句子
int minSize = Math.min(sentenceArray.size(), 3);
Select.selectRandom(sentenceArray, sentenceArray.size(), minSize,0);
SentenceScore[] orderSen = new SentenceScore[minSize];
for(int i=0;i<minSize;++i){
   orderSen[i] = sentenceArray.get(i);
}
//按句子在原文中出现的顺序输出
Arrays.sort(orderSen, posCompare);//句子数组按在文档中的位置排序
String summary = "";
for (int i = 0; i<minSize; i++) {
   String curSen = orderSen[i].getSentence(content);
   summary = summary.concat(curSen);
}
return summary;
```

这只是一个简单的文本摘要程序。优化的方法有：

- 除了通过关键词，还可以通过提取基本要素(Basic Elements)来确定句子的重要程度。基本要素通过三元组<中心词，修饰，关系>来描述，其中中心词为该三元组的主要部分。
- 其中第一步，在提取关键词阶段，可以去掉停用词表，然后再统计关键词。也可以考虑利用同义词信息更准确的统计词频。
- 划分句子阶段，可以记录句子在段落中出现的位置，在段落开始或结束出现的句子更有可能是关键句。同时可以考虑句型，陈述句比疑问句或感叹句更有可能是关键句。

首先定义句子类型：

```
public static enum SentenceType {
      declare, //陈述句
      question,//疑问句
      exclamation //感叹句
}
```

句子权重统计阶段考虑句型来打分。

```
//判断句子类型
if(sc.type == SentenceScore.SentenceType.question)   {
   sc.score *= 0.1;
}
else if(sc.type == SentenceScore.SentenceType.exclamation)   {
   sc.score *= 0.5;
}
```

为了使输出的摘要意义连续性更好，有必要划分段落。识别自然段和更大的意义段。自然段一般段首缩进两个或四个空格。

在对句子打分时，除了关键词，还可以查看事先编制好的线索词表。表示线索词的权值，有正面的和负面的两种。文摘正线索词就是类似“总而言之”、“总之”、“本文”、“综上所述”等词汇，含有这些词的句子权重有加分。文摘负线索词可以是“比如”、“例如”等。如果句中包括这些词权重就会降低。

为了减少文摘句之间的冗余度，可以通过句子相似度计算减少冗余句子。具体过程如下。

（1）将句子按其重要度从高到底排序。

（2）抽取重要度最高的句子 Si。

（3）选取候选句 Si 后，调整剩下的每个待选句的重要度。待选句 Sj 的重要度按如下公式进行调整：Score(Sj)= Score(Sj) − sim(Si,Sj) * Score(Si)

其中 sim(Si,Sj)是句子 Si 和 Sj 的相似度。

（4）剩下的句子按重要度从高到底排序，选取重要度高的句子。

（5）重复（3）、（4）步，直至摘要足够长为止。

最后为了输出的摘要通顺，还需要处理句子间的关联关系。例如下面的关联句子：

“这个节目，需要的是接班人，而不是变革者。”换言之，一个节目的“心”的意义是大于“脸”的意义的；“换脸”未必就是“换心”；但《新闻联播》目前还只能接班性地“换脸”

而不能变革性地的“换心”。

处理关联句子的方法有三种：

（1）调整关联句的权重，使更重要的句子优先成为摘要句。

（2）调整关联句的权重，使关联的两个句子都成为或都不成为摘要句。

（3）输出摘要时，如果不能完整地保持相关联的句子，则删除句前的关联词。

句子间的关联通过关联性的词语来表示。处理关联句可以根据关联性词语的类型分别处理。表 7-1 列出了各种关联类型的处理方法。

表 7-1　关联词表

关联类型	关联词	处理方式
转折	虽然…但是…	对于这类偏正关系的，调整后面部分的关键句的权重，保证其大于前面部分的权重。当只有一句是摘要句时，删除该句前的关联词
因果	因为…所以…/因此	
递进	不但…而且… 尤其	
并列	一方面…另一方面…	对于这类并列关系，使关键句的权重都一样。找不到对应的关联句的删除该句子前面的关连词
承接	接着 然后	
选择	或者…或者	
分述	首先…其次…	
总述	总而言之 综上所述 总之	这类可承前省略的，如果与前面的句子都是摘要句，则保持不变。否则，如果前面的句子不是摘要句则删除该句子前面的关连词
等价	也就是说 即 换言之	
话题转移	另外	
对比	相对而言	
举例说明	比如 例如	这类可承前省略的，如果与前面的句子都是摘要句，则保持不变。否则删除后面的句子

定义句子的关系类型：

```
public enum RelationType {
         conjunctive, //偏正
         juxtapose,//并列
         conlusion //承前省略
}
```

表示句子及它们之间的关系：

```
public class SentenceRelation {
   SentenceScore pre;//前一个句子
   SentenceScore sub;//下一个句子
```

```
    RelationType type;//关系类型

    public SentenceRelation(SentenceScore preSentence,
                        SentenceScore subSentence,
                        RelationType t)   {
        pre = preSentence;
        sub = subSentence;
        type = t;
    }
}
```

进一步的，可以用树来表示句子之间的依存关系。

7.1.3 基于篇章结构的自动摘要

对段落之间的内容语义关系进行分析，进而划分出文档的主题层次，得到文档的篇章结构。或者，可以建立句子级别的带权重的图，然后应用 PageRank 或者 HITS 算法。

7.1.4 句子压缩

句子压缩就是一个句子的摘要。例如：“我真的不太喜欢吃凤爪”这句话压缩后变成“我不喜欢吃凤爪”。

如果文摘句句子太长，就得到该句子的依存树，然后根据依存树压缩句子。

7.2 指代消解

理解原文本时，需要理解代词的对应关系。需要消除代词指称的歧义。生成摘要时，为了避免名字（同一个词）的反复使用，可以用代词（或 0-形式）表示，以便符合习惯。总之，在文本的理解和摘要的形成阶段都需要指代消解的任务。

7.3 Lucene 中的动态摘要

Lucene 扩展包中有一个实现自动摘要的包——HighLighter。HighLighter 返回一个或多个和搜索关键词最相关的段落。实现原理是：首先由分段器(Fragmenter)把文本分成多个段落，然后 QueryScorer 计算每个段落的分值。QueryScorer 只应该包含需要做高亮显示的 Term。

为了实现高亮显示，以 lucene-5.5.0 为例，除了依赖 lucene-core-5.5.0.jar 和 lucene-highlighter-5.5.0.jar 以外，还依赖 lucene-memory-5.5.0.jar。通过调用 getBestFragments 方法返回一个或多个和搜索关键词最相关的段落。实现高亮显示最简单的做法：

```
TokenStream tokenStream = analyzer.tokenStream("title",new StringReader(title));
String highLightText = highlighter.getBestFragment(tokenStream, title);
```

搜索时使用 analyzer 分析出搜索词会导致搜索速度变慢。形成索引的时候已经分过词了，因此可以在索引时存储位置信息。可以通过 IndexReader 取出索引中保存的词的位置信息，通过词的位置信息来构造 TokenStream，这样就避免了搜索时再次分词导致的搜索速度降低。一般情况下，用户经常在使用关键词搜索，而索引只需要做一次就可以了，所以提升搜索速度很重要。如果 IndexReader 中的 Token 位置有重叠，为了把冗余的 Token 去掉，TokenStream 构造起来会麻烦一些。

对标题列高亮显示的实现代码如下：

```
SimpleHTMLFormatter simpleHTMLFormatter =
 new SimpleHTMLFormatter("<font color='red'>", "</font>");
Highlighter highlighter =new Highlighter(simpleHTMLFormatter,new QueryScorer(query));
highlighter.setTextFragmenter(new SimpleFragmenter(40));
for (int i = 0; i < hits.length; i++){
   Document hitDoc = isearcher.doc(hits[i].doc);
   String text = hitDoc.get("title");
   TermPositionVector tpv =
 (TermPositionVector)isearcher.getIndexReader().getTermFreqVector(hits[i].doc,"title");
   TokenStream tokenStream=TokenSources.getTokenStream(tpv);
   String highLightText =highlighter.getBestFragment(tokenStream,text);
   System.out.println(highLightText);
}
```

FastVectorHighlighter 是一个快速的高亮工具，相对于 Highlighter 它有三个好处：

（1）FastVectorHighlighter 可以支持 n 元分词器分出来的列。

（2）FastVectorHighlighter 可以输出不同颜色的高亮。

（3）FastVectorHighlighter 可以对词组高亮。如检索 lazy dog，FastVectorHighlighter 返回结果是lazy dog，而 Highlighter 则是dog。

但是 FastVectorHighlighter 不支持所有的查询，例如 WildcardQuery 或 SpanQuery 等。

可以使用内存索引来测试 FastVectorHighlighter 高亮显示的效果。

```
FragListBuilder fragListBuilder = new SimpleFragListBuilder();
//创建多颜色标签ScoreOrderFragmentsBuilder
FragmentsBuilder fragmentBuilder = new ScoreOrderFragmentsBuilder(
                BaseFragmentsBuilder.COLORED_PRE_TAGS,
                BaseFragmentsBuilder.COLORED_POST_TAGS);
```

```
FastVectorHighlighter highlighter = new FastVectorHighlighter(true, true,
      fragListBuilder, fragmentBuilder); //创建FastVectorHighlighter实例

FieldQuery fieldQuery = highlighter.getFieldQuery(titleQuery); //创建FieldQuery
String highLightText = highlighter.getBestFragment(
               fieldQuery, isearcher.getIndexReader(),
               hits[i].doc, "title", 10000); //高亮片断
```

FastVectorHighlighter 性能很好，但是 SimpleFragListBuilder 硬编码了 6 个字符的边界，导致匹配短文本时，左边的内容显示不全。修改后的 SimpleFragListBuilder 如下：

```
public class SimpleFragListBuilder implements FragListBuilder {
   public static final int MARGIN = 6;
   public static final int MIN_FRAG_CHAR_SIZE = MARGIN * 3;

   public FieldFragList createFieldFragList(FieldPhraseList fieldPhraseList,
         int fragCharSize) {
      if (fragCharSize < MIN_FRAG_CHAR_SIZE)
         throw new IllegalArgumentException("fragCharSize(" + fragCharSize
               + ") is too small. It must be " + MIN_FRAG_CHAR_SIZE
               + " or higher.");

      FieldFragList ffl = new FieldFragList(fragCharSize);
      List<WeightedPhraseInfo> wpil = new ArrayList<WeightedPhraseInfo>();
      Iterator<WeightedPhraseInfo> ite = fieldPhraseList.phraseList.iterator();
      WeightedPhraseInfo phraseInfo = null;
      int startOffset = 0;
      boolean taken = false;
      while (true) {
         if (!taken) {
            if (!ite.hasNext())
               break;
            phraseInfo = ite.next();
         }
         taken = false;
         if (phraseInfo == null)
            break;
         // if the phrase violates the border of previous fragment, discard
         // it and try next phrase
         if (phraseInfo.getStartOffset() < startOffset)
            continue;
         wpil.clear();
         wpil.add(phraseInfo);
```

```
            int firstOffset = phraseInfo.getStartOffset();
            int st = phraseInfo.getStartOffset() - MARGIN < startOffset ? startOffset
                  : phraseInfo.getStartOffset() - MARGIN;
            int en = st + fragCharSize;
            if (phraseInfo.getEndOffset() > en)
               en = phraseInfo.getEndOffset();

            int lastEndOffset = phraseInfo.getEndOffset();
            while (true) {
               if (ite.hasNext()) {
                  phraseInfo = ite.next();
                  taken = true;
                  if (phraseInfo == null)
                     break;
               } else
                  break;
               if (phraseInfo.getEndOffset() <= en){
                     wpil.add(phraseInfo);
                     lastEndOffset = phraseInfo.getEndOffset();
                  } else
                     break;
            }
            int matchLen = lastEndOffset - firstOffset;
            // now recalculate the start and end position to "center" the
            int newMargin = (fragCharSize - matchLen) / 2;
            st = firstOffset - newMargin;
            if (st < startOffset) {
               st = startOffset;
            }
            en = st + fragCharSize;
            startOffset = en;
            ffl.add(st, en, wpil);
         }
         return ffl;
      }
}
```

7.4　本章小结

减少原文的长度而保留文章的主要意思叫作摘要，摘要有各种形式。和搜索关键词相关的摘要，叫作动态摘要；只和文本内容相关的摘要叫作静态摘要。搜索引擎中显示的搜索结果就是关键词相关摘要的例子。如果在文档的内容列中没有搜索关键词，则搜索结果中内容列的动

态摘要退化成静态摘要。

按照信息来源来分有来源于单个文档的摘要和合并多个相关文档意思的摘要。单文档摘要精简一篇文章的主要意思，多文档摘要同时可以过滤掉出现在多篇文档中的重复内容。

除了用于搜索结果中显示的摘要，文本自动摘要还可以用于手机 WAP 网站显示摘要信息，还可以用于发送短信息。

7.5 专业术语

Automatic text summarization 自动文本摘要

Sentence compression 句子压缩

Search engine 搜索引擎

8

第 8 章
文本分类

文本分类就是让计算机对一定的文本集合按照一定的标准进行分类。比如，小李是个足球迷，喜欢看足球类的新闻，新闻推荐系统使用文本分类技术为小李自动推荐足球类的新闻。文本分类程序把一个未见过的文档分成已知类别中的一个或多个，例如把新闻分成国内新闻和国际新闻。利用文本分类技术可以对网页分类，也可以用于为用户提供个性化新闻或者垃圾邮件过滤。

把给定的文档归到两个类别中的一个叫作两类分类，例如垃圾邮件过滤，就只需要确定“是”还是“不是”垃圾邮件。分到多个类别中的一个叫作多类分类，例如中图法分类目录把图书分成 22 个基本大类。

文本分类主要分为训练阶段和预测阶段。训练阶段得到分类的依据，也叫作分类模型。预测阶段根据分类模型对新文本分类。训练阶段一般先分词，然后提取能够作为分类依据的特征词，最后把分类特征词和相关的分类参数写入模型文件。提取特征词这个步骤叫作特征提取。

例如要把新闻分为四类{政治,体育,商业,艺术}。首先准备好训练文本集，也就是一些已经分好类的文本。每个类别路径下包含属于该类别的一些文本文件。例如文本路径在“D:\train”，

类别路径是：

```
D:\train\政治
D:\train\体育
D:\train\商业
D:\train\艺术
```

例如：“D:\train\体育”类别路径下包含属于“体育”类别的一些文本文件，每个文本文件叫作一个实例(instance)。训练文本文件可以手工整理一些或者从网络定向抓取网站中已经按栏目分好类的信息。

常见的分类方法有支持向量机(SVM)、K 个最近的邻居(KNN)和朴素贝叶斯(Naive Bayes)等。可以根据应用场景选择合适的文本分类方法。例如，支持向量机适合对长文本分类，朴素贝叶斯对短文本分类准确度也较高。

为了加快分类的执行速度，可以在训练阶段输出分类模型文件，这样在预测新文本类别阶段就不再需要直接访问训练文本集，只需要读取已经保存在分类模型文件中的信息。可以在预测之前，把分类模型文件预加载到内存中。这里采用单件模式加载分类模型文件。

```
private Classifier() { //读取分类模型
  //...
}
private static Classifier categoryTrie = null;

public static Classifier getInstance() { //取得唯一的实例
   if (categoryTrie == null)
      categoryTrie = new Classifier();
   return categoryTrie;
}
```

依据标题、内容和商品在原有网站的类别把商品归类到新的分类，这些值都是字符串类型。使用参数个数不固定的方式定义分类方法：

```
//根据分类模型分类
public String getCategoryName(String... articals) {
   //获取参数
   for (String content : articals) {
      //根据 content 是否包含某些关键词分类
   }
   //...返回分类结果
}
```

这样可以按标题或者标题加内容等参数分类。

```
//加载已经训练好的分类模型
Classifier theClassifier = Classifier.getInstance();
//文本分类的内容
String content ="我要买把吉他，希望是二手的，价格 2000 元以下";
//根据内容分类
String catName = theClassifier.getCategoryName(content);
System.out.println("类别名称:"+catName);
```

交叉验证(Cross Validation)是用来验证分类器的性能的一种统计分析方法。基本思想是把在某种意义下将原始数据集进行分组，一部分做为训练集，另一部分做为验证集。首先用训练集对分类器进行训练，再利用验证集来测试训练得到的模型，以此来做为评价分类器的性能指标。

8.1　地名分类

地图上的兴趣点叫作 Point Of Interest，简称 POI。可以对 POI 名称分类：例如，“医院”类的词，“学校”类的词。“医院”类的词包括：“北京大学口腔医院”、“北京大学第三医院”等。“学校”类的词包括“吉林大学”、“哈尔滨工业大学”等。

可以把词按 POI 尾词分类放到不同的文件。例如，旅游景点.txt 包括：

```
旅游区:Tourist Area
旅游景区:Tourist Area
风景名胜区:Scenic Spot
风景区:Scenic Spot
景区:Scenic Zone
```

功能词表 function.txt 包括了所有的分类特征尾词。第一列是中文词，第二列是所属类别(用词的类别简称说明)，第三列是对应的英文词。

```
旅游区:t:Tourist Area
车站:r:Station
进站口:r:Enter
货运室:r:Cargo Center
```

类别列中的 t 表示旅游，r 表示火车站。根据 POI 尾词分类词典生成功能词词表 function.txt。

8.2　错误类型分类

银行内部的转账汇款错误分类。最基本的有两类：账号错误和户名错误。

使用模板匹配的方法可以对这样的文本分类“收款人账号应为 471900224310506，请予入账”、"帐户 11233434349 错"。用来分类的模板例子：

```
public static BussinessTemplate getTemplate() {
   BussinessTemplate template = new BussinessTemplate();

   //增加模板
   String tense = Bussiness.CountError;
   String pattern = "[账|帐]号<num>错";
   template.addTemplate(tense, pattern);

   //增加模板
   tense = Bussiness.CountError;
   pattern = "[账|帐]号应为<num>";
   template.addTemplate(tense, pattern);

   //增加模板
   tense = Bussiness.NameError;
   pattern = "收款人[名称|户名]有误";
   template.addTemplate(tense, pattern);

   return template;
}
```

调用模板进行分类的代码如下：

```
String sent = "收款人账号应为 471900224310506，请予入账";
BussinessTemplate template = getTemplate();

AdjList g = template.getLattice(sent);  //得到切分词图

String type = BussinessTemplate.findType(g);  //找到对应的业务类型
System.out.println("业务类型 " + type);
```

可以把分类功能封装成 RESTful 接口的形式，返回 json 格式的分类结果。

8.3 特征提取

一般用文档中的词作为分类特征，而且分类特征往往不考虑词之间的位置关系也就是出现的先后次序，这样叫作词袋(bag of words)模型。

分类特征并不一定就是一个词。例如，可以通过检查标题和签名把文本分类成是否是信件内容。可以看标题是否包含“来自**”和“致**”地址，内容结束处是否包含日期和问候用语等。这样的特征集合仅适用于信件类别。

文档中可能有几万个不同的词，为了提高计算类别的效率，不是所有的词都作为分类依据。

例如，“的”这样的助词往往不作为分类依据。

待分类的文本往往包括很多单词，很多单词对分类没有太大的贡献，所以需要提取特征词。可以按词性过滤，只选择某些词性作为分类特征，比如说，只选择名词和动词作为分类特征词。文本分类的精度随分类特征词的个数持续提高。一般至少可以选 2000 个分类特征词。

特征选择的常用方法还有：CHI 方法和信息增益(Information Gain)方法等。首先介绍特征选择的 CHI 方法。

利用 CHI 方法来进行特征抽取是基于如下假设：在指定类别文本中出现频率高的词条与在其他类别文本中出现频率比较高的词条，对判定文档是否属于该类别都是很有帮助的。

CHI 方法衡量单词 *term* 和类别 *class* 之间的依赖关系。如果 *term* 和 *class* 是互相独立的，则该值接近于 0。一个单词的 CHI 统计可以通过表 8-1 计算。

表 8-1　CHI统计变量定义表

	属于class类	不属于class类	合计
包含单词term	*a*	*b*	*a+b*
不含单词term	*c*	*d*	*c+d*
合计	*a+c*	*b+d*	*a+b+ c+d=n*

其中，*a* 表示属于类别 *class* 的文档集合中出现单词 *term* 的文档数；*b* 表示不属于类别 *class* 的文档集合中出现单词 *term* 的文档数；*c* 表示属于类别 *class* 的文档集合中没有出现单词 *term* 的文档数；*d* 表示不属于类别 *class* 的文档集合中没有出现单词 *term* 的文档数；*n* 代表文档总数。

表 8-1 中的单词 *term* 的 CHI 统计公式如下：

$$\text{chi_statistics}(term,class) = \frac{n \times (ad - bc)^2}{(a+c) \times (b+d) \times (a+b) \times (c+d)}$$

类别 *class* 越依赖单词 *term*，则 CHI 统计值越大。

表 8-1 也叫作相依表(contingency table)。开源自然语言处理项目 MinorThird(http://minorthird.sourceforge.net/)中 ContingencyTable 类的 CHI 统计实现代码：

```
//取对数避免溢出
public double getChiSquared(){
   double n = Math.log(total());
   double num = 2*Math.log(Math.abs((a*d) - (b*c)));
   double den = Math.log(a+b)+Math.log(a+c)+Math.log(c+d)+Math.log(b+d);
   double tmp = n+num-den;
```

```
   return Math.exp(tmp);
}
```

计算每个特征对应的 CHI 值的实现代码：

```
for (Iterator<Feature> i=index.featureIterator(); i.hasNext(); ) {//遍历特征集合
  Feature f = i.next();
  int a = index.size(f,ExampleSchema.POS_CLASS_NAME);//正类中包含特征的文档数
  int b = index.size(f,ExampleSchema.NEG_CLASS_NAME);//负类中包含特征的文档数
  int c = totalPos - a; //正类中不包含特征的文档数
  int d = totalNeg - b; //负类中不包含特征的文档数

  ContingencyTable ct = new ContingencyTable(a,b,c,d);
  double chiScore = ct.getChiSquared();//计算特征的CHI值
  filter.addFeature( chiScore,f );
}
```

如果这里的 a+c 或者 b+d 或者 a+b 或者 c+d 中的任意一个值为 0，则会导致除以零溢出的错误。由于数据稀疏导致了这样的问题，可以采用平滑算法来解决。

对所有的候选特征词，按上面得到的特征区分度排序，如果候选特征词的个数大于 5000，则选取前 5000。否则选取所有特征词。

使用 ChiSquareTransformLearner 测试特征提取：

```
Dataset dataset = CnSampleDatasets.sampleData("toy",false);
System.out.println( "old data:\n" + dataset );
ChiSquareTransformLearner learner = new ChiSquareTransformLearner();
ChiSquareInstanceTransform filter =
 (ChiSquareInstanceTransform)learner.batchTrain( dataset );
filter.setNumberOfFeatures(10);
dataset = filter.transform( dataset );
System.out.println( "new data:\n" + dataset );
```

信息增益(Information Gain)是广泛使用的特征选择方法。在信息论中，信息增益的概念是：某个特征的值对分类结果的确定程度增加了多少。

信息增益的计算方法是：把文档集合 D 看成一个符合某种概率分布的信息源，依靠文档集合的信息熵和文档中词语的条件熵之间信息量的增益关系确定该词语在文本分类中所能提供的信息量。

词语 *w* 的信息量的计算公式为：

$$IG(w)=H(D)-H(D|w)$$
$$=-\sum_{d_i\in D}P(d_i)\times\log_2 P(d_i)+\sum_{w\in\{0,1\}}P(w)\sum_{d_i\in D}P(d_i\mid w)\times\log_2 P(d_i\mid w)$$

根据特征在每个类别的出现次数分布计算一个特征的熵：

```
//输入参数 p 是特征的出现次数分布，tot 是特征出现的总次数
public double Entropy(double[] p, double tot){
  double entropy = 0.0;
  for (int i=0; i<p.length; i++)  {
    if (p[i]>0.0) { entropy += -p[i]/tot *Math.log(p[i]/tot) /Math.log(2.0); }
  }
  return entropy;
}
```

计算所有特征的熵：

```
double[] classCnt = new double[ N ];
double totalCnt = 0.0;
for (int c=0; c<N; c++){//循环遍历所有的类别
  classCnt[c] = (double)index.size(schema.getClassName(c));//每类的文档数
  totalCnt += classCnt[c];//总文档数
}
double totalEntropy = Entropy(classCnt,totalCnt);//训练文档的总熵值

for (Iterator<Feature> i=index.featureIterator(); i.hasNext(); ) {
  Feature f = i.next();
  double[] featureCntWithF = new double[ N ];//出现特征的文档在不同类别中的分布
  double[] featureCntWithoutF = new double[ N ]; //不出现特征的文档在不同类别的分布
  double totalCntWithF = 0.0;
  double totalCntWithoutF = 0.0;

  for (int c=0; c<N; c++)  {
    featureCntWithF[c] = (double)index.size(f,schema.getClassName(c));
    featureCntWithoutF[c] = classCnt[c] - featureCntWithF[c];
    totalCntWithF += featureCntWithF[c];
    totalCntWithoutF += featureCntWithoutF[c];
  }

  double entropyWithF = Entropy(featureCntWithF,totalCntWithF); //出现特征的熵
  //不出现特征的熵
  double entropyWithoutF = Entropy(featureCntWithoutF,totalCntWithoutF);

  double wf = totalCntWithF /totalCnt; //出现词的概率
```

```
//特征的信息增益
  double infoGain = totalEntropy -wf*entropyWithF -(1.0-wf)*entropyWithoutF;
  igValues.add( new IGPair(infoGain,f) );
}
```

8.4 关键词加权法

新闻分类的任务是为任一新闻指定其类别。例如，一篇新闻标题是：“股市反弹有力 基金建仓加速”。新闻内容是：“昨日，受利好消息刺激，地产板块放量领涨，大盘节节攀升，量能创出近期新高，最终沪指周线收六连阳，深成指也收复万点大关……”

新闻中包括{股市, 反弹,有力,基金,建仓,加速…}这样的词。类别包括{军事，财经，科技，生活…}。

列举每个类别的常用词，例如“军事”类别包含分类特征词：导弹，军舰，军费，……

“科技”类别包含分类特征词：云计算，siri，移动互联网，……

问题在于：如何保证列举全这些特征词？

如何处理一个词对不止一个类别有意义的冲突？例如，“苹果”这个词分到“科技”类还是“生活”类。

不同的词有不同的重要度，如何决定它的重要度？如果类别很多怎么办？

为了理解机器学习的算法如何对文本分类，首先看一下人是如何对事物分类的。为了判断食物是否是健康食品，可参考食品中的饱和脂肪、胆固醇、糖和钠的含量。例如把食品分类成“健康食品”和“不健康食品”。如果这些值超过一个阈值就认为该食品是“不健康的”，否则是“健康的”。首先找出一些重要的特征，然后从每个待分类的项目中寻找特征，从抽取出的特征中组合证据(combine evidence)，最后根据组合证据按照某种决策机制对项目分类。

在食品分类的例子中，特征是饱和脂肪、胆固醇、糖和钠的含量。可以通过阅读打印在食品包装上的营养成分表来取得待分类食品的特征对应的值。

为了量化食物的健康程度(记做 H)，有很多方法来组合证据，最简单的方法是按权重求和。

$$H(\text{食物})=W_{\text{脂肪}}\text{脂肪}(\text{食物})+W_{\text{胆固醇}}\text{胆固醇}(\text{食物})+W_{\text{糖}}\text{糖}(\text{食物})+W_{\text{钠}}\text{钠}(\text{食物})$$

这里$W_{\text{脂肪}}$、$W_{\text{胆固醇}}$等是和每个特征关联的重要度。在这个公式里，这些值可能是负数。

在价格搜索中，需要对抓取过来的商品分类。分类的依据是：一些关键词是否在商品标题或者内容列出现过。

在类别名称文件中存储所有的分类名称。category.txt 内容如下：

```
美食
酒店
```

在关键词加权规则文件中存储关键词类别贡献度。每行的格式是：

类别名称 关键词　贡献度

例如：

美食:烧烤:30 表示类别名称是：美食，关键词是：烧烤，关键词对类别的贡献度是 30。

classfyrule.txt 内容如下：

```
美食:烧烤:30
美食:韩国料理:20
美食:韩国炒饭:50
美食:黑天鹅:25
酒店:如家:60
酒店:七星:20
酒店:盘古:34
```

调用文本分类的方法：

```
Classifier cf = Classifier.getInstance(); //取得文本分类器实例
String cat=cf.getCategory("炒饭");  //输入要分类的文本
System.out.println("炒饭的分类是"+cat); //输出：美食
```

分类的主体过程如下：

```
public String getCategory(String sentence) {
   //用一个数组存储一个商品属于某一个类别的隶属度
   int degrees[] = new int[categories.length];
   //计算隶属度
   int offset = 0;
   for (offset = 0; offset < sentence.length(); offset++) {
      WordRelation wr = dic.matchLong(sentence, offset);
      if (wr == null) {
         continue;
      }
      for (int i = 0; i < wr.degree.length; i++) {
         degrees[i] += wr.degree[i]; //加权
      }
   }

   //商品归类到隶属度最大的类别
```

```
   int index = 0;
   int maxDegree = degrees[0];
   for (int i = 1; i < degrees.length; i++) {
      if (maxDegree < degrees[i]) {
         maxDegree = degrees[i];
         index = i;
      }
   }

   return categories[index]; //返回最大隶属度对应的类别
}
```

写分类规则的方法有：被抓取的网站的小类映射到标准的大类。

从字符串中查找英文关键词可以采用标准 Trie 树匹配。匹配英文单词的时候考虑空格。

```
//输入内容和隶属度类别数组
public void analysisAll(String prefix,int [] degrees) throws Exception {
     if(rootNode ==null) {
           throw new Exception("rootNode is null");
     }
     int index =0;
     while(index<prefix.length()){
           getMatch(prefix,degrees,index);
           //用 getNextPosition 方法取得下一个匹配点，也就是 index 的值
           index=getNextPosition(index,prefix);
     }
}

//取得内容字符串从 index 位置开始的匹配
public void getMatch(String content,int [] degrees,int index) {
     TrieNode<WordRelation> node = rootNode;
     while(index<content.length()){
           char c =content.charAt(index);
           node = node.getChildren().get(c);
           if (node == null) {//一直到匹配不下去为止
                 return;
           }else if(node.isTerminal()){ //匹配上
                 WordRelation wr =node.getNodeValue();
                 degrees[wr.getIndex()]+=wr.getDegree(); //隶属度增加权重
           }
           index++; //匹配内容字符串的下一个字符
     }
}
```

```
/**
* 取得下一个匹配点
* @param index 当前位置
* @param prefix 字符串
* @return 下一个匹配点
*/
public static int getNextPosition(int index,String prefix){
     for(;index<prefix.length();index++){
           char c =prefix.charAt(index);
           if(c=='.'){
                 index++;
                 while((c>='a' && c<='z') || (c>='A' && c<='Z')){
                       index++;
                 }
                 return index;
           }else if(c==','){
                 index++;
                 while((c>='a' && c<='z') || (c>='A' && c<='Z')){
                       index++;
                 }
                 return index;
           }else if(c==' '){
                 index++;
                 while((c>='a' && c<='z') || (c>='A' && c<='Z')){
                       index++;
                 }
                 return index;
           }
     }
     return index;
}
```

如果文本分类要针对中文或者日语等语种，采用三叉 Trie 树存储分类特征词表，读入配置文件的地方，用 utf-8 格式的就可以通用了。

分类规则文件每行的格式是：

类别名称 关键词　贡献度

例如：[餐饮美食:火锅:97]。表示类别名称是[餐饮美食]，关键词是[火锅]，贡献度是 97。

8.5 朴素贝叶斯

考虑文档 d 属于类别 c 的概率。一个文档 d 的概率是 $P(d)$，文档 d 正好属于类别 c 的条件概率是 $P(c|d)$。一个文档 d 属于类别 c 的联合概率 $P(c,d)$有如下两种计算方式：

$$P(c,d) = P(c|d)* P(d) = P(d|c)*P(c)$$

根据上面的等式得到贝叶斯理论的一般形式：

$$P(C \mid D) = \frac{P(D \mid C)P(C)}{P(D)} = \frac{P(D \mid C)P(C)}{\sum_{c \in C} P(D \mid C = c)P(C = c)}$$

其中 C 和 D 是随机变量。

对文本分类就是在所有的类别中，找到最大的条件概率 $P(c|d)$对应的类别 c。形式化的写法是：$\arg\max P(c|d)$。根据贝叶斯理论可以得到：

$$Class(d) = \arg\max_{c \in C} P(c \mid d) = \arg\max_{c \in C} \frac{P(d \mid c)P(c)}{\sum_{c \in C} P(d \mid c)P(c)}$$

这就是贝叶斯分类公式。其含义是：在所有可能的类集合 C 中返回类 c，使得 $P(c \mid d)$最大。这里并不直接计算 $P(c \mid d)$，根据贝叶斯理论，可以通过计算 $P(d \mid c)$和 $P(c)$得到 $P(c \mid d)$。$P(c)$是先验概率，而 $P(d \mid c)$是类别 c 产生出文档 d 的条件概率。

为了简化计算过程，朴素贝叶斯模型假定特征变量是相互独立，也就是待分类文本中的词与词之间没有关联。假设 $d=w_1,w_2,\ldots,w_n$。则 $P(d \mid c) = \prod_{i=1}^{n} P(w_i \mid c)$

给定一个类 c，我们为每个词定义一个布尔型的随机变量 w_i。布尔型事件的结果是 0 或 1。$P(w_i =1|c)$的概率可以说是项 w_i 通过类 c 产生的概率。相反地 $P(w_i =0|c)$的概率可以说是项 w_i 不通过类 c 产生的概率。这是就多变量伯努利(Multiple Bernoulli)事件空间。

在这个事件空间下，为每个项在某些类 c 下，估计这个词是由这个类生成的可能性。例如，在垃圾邮件分类中，P(cheap=1|spam)可能有很高的概率，但是 P(dinner=1|spam)将有一个很低的概率。

表 8-2 显示怎样设置训练文档能被呈现在这个事件空间中。

表 8-2　在多变量伯努利事件空间中如何表示文档

文档id	cheap	buy	banking	dinner	the	Class
1	0	0	0	0	1	not spam
2	1	0	1	0	1	spam
3	0	0	0	0	1	not spam
4	1	0	1	0	1	spam
5	1	1	0	0	1	spam
6	0	0	1	0	1	not spam
7	0	1	1	0	1	not spam
8	0	1	0	0	1	not spam
9	0	0	0	0	1	not spam
10	1	0	0	1	1	not spam

在这个例子中有 10 个文档，每个文档用唯一的 id 标识，两类(spam 和 not spam)，和包含“cheap”、“buy”、“banking”、“dinner”和“the”项的词汇表。在这个例子中 P(spam)=3/10，P(not spam)=7/10。接着，必须估计的每个词和类搭配的 $P(w|c)$。最直接的方法是使用最大似然法估计概率，公式如下：

$$P(w \mid c) = \frac{df_{w,c}}{N_c}$$

这里，$\boldsymbol{df}_{w,c}$ 是在类 c 中包含词 w 的训练文档的数量，$\boldsymbol{N}_c$ 是类 c 的训练文档的总数。最大似然估计无非是在类别 c 中包含项 w 的文档的比例。使用最大似然估计，容易计算 P(the|spam)=1，P(the |not spam)=1，P(dinner|spam)=0，P(dinner|not spam)=1/7。

使用多变量伯努利模型，文档似然值 $P(d|c)$可以写为：

$$P(d \mid c) = \prod_{w \in V} P(w \mid c)^{\delta(w,d)} (1 - P(w \mid c))^{1-\delta(w,d)}$$

其中当且仅当在文档 d 中出现词 w 时，$\delta(w,d)$是 1。

实际上，由于 0 概率问题，所以不可能使用最大似然估计。为了解释 0 概率问题，让我们回到表 5-5 中的垃圾邮件分类的例子。假设我们接收一封垃圾邮件包含“dinner”一词。无论电子邮件包含或不包含其它的词，P($d|c$)一直是 0，因为 P(dinner|spam)=0，而这个词在文档中出现(也就是 δdinner, d=1)。因此，任何包含词“dinner”的文档将都会自动计算成是垃圾的概率是零。这个问题比较普遍，因为每当一个文档包含一个词，而那个词从来不出现在一个或多个类时，零概率问题就会产生。这里的问题是最大似然估计是基于训练集中的出现计数。然而，这个训练集是有限的，因此不可能观察到所有可能的事件。这就是所谓的数据稀疏。稀疏往往是

因为训练集太小，但是也会发生在比较大的数据集上。因此，我们必须改变这样一种方式的估计，对所有词，包括那些没有在给定类中观察到的，给予一些概率量。我们必须为所有在词典中的项确保 $P(w|c)$是非零的。通过这样做，就能避免所有的与零概率相关的问题。平滑技术可以克服零概率问题，一个流行的平滑技术是贝叶斯平滑。贝叶斯平滑假设模型上的某些先验概率并使用最大后验估计(max a posterior)。由此产生的平滑估计的多变量伯努利模型的形式：

$$P(w \mid c) = \frac{df_{w,c} + \alpha_w}{N_c + \alpha_w + \beta_w}$$

α_w 和 β_w 是依赖于 w 的参数。不同的参数设置导致不同的估计结果。一种流行的选择是对所有 w 设置 α_w=1 和 β_w=0。结果是以下的估计：

$$P(w \mid c) = \frac{df_{w,c} + 1}{N_c + 1}$$

另一个选择是，对所有的 w 设置 $\alpha_w = \mu\frac{N_w}{N}$ 和 $\beta_w = \mu(1-\frac{N_w}{N})$。其中 N_w 是包含词 w 的训练文档总数，μ 是可调参数。结果是如下估计：

$$P(w \mid c) = \frac{df_{w,c} + \mu\frac{N_w}{N}}{N_c + \mu}$$

此事件空间只记录一个词是否出现；它没有记录这个词出现了多少次，但词频可是一个重要的信息，对长文本来说尤其如此。现在我们描述一个考虑到频率的多项(multinomial)事件空间。

表 8-3　在多项事件空间中如何表示文档

文档id	cheap	buy	banking	dinner	the	*class*
1	0	0	0	0	2	not spam
2	3	0	1	0	1	spam
3	0	0	0	0	1	not spam
4	2	0	3	0	2	spam
5	5	2	0	0	1	spam
6	0	0	1	0	1	not spam
7	0	1	1	0	1	not spam
8	0	1	0	0	1	not spam
9	0	0	0	0	1	not spam
10	1	0	0	1	1	not spam

在表 8-3 的例子中有 10 个文档(每个文档用唯一的 id 标识)，两类(spam 和 not spam)，和包含“cheap”、“buy”、“banking”、“dinner”和“the”这些项的词汇表。和多变量伯努利

表示唯一的区别是事件不再是布尔型的。多项模型的最大似然估计和多变量伯努利模型很相似，公式是：

$$P(w|c)=\frac{tf_{w,c}}{|c|}$$

这里 $tf_{w,c}$ 是训练集中的词 w 在类 c 中出现的次数，而|c|是属于类 c 的词总次数。在垃圾分类例子中，P(the|spam)=4/20，P(the|not spam)=9/15，P(dinner|spam)=0，而 P(dinner|not spam)=1/15。

因为词是多项分布，所以给定类 c 的文档 d 的似然公式是：

$$P(d|c)=P(|d|)(tf_{w1,d},tf_{w2,d},...tf_{wv,d})!\prod_{w\in v}P(w|c)^{tf_{w,d}}$$

这里 $tf_{w,d}$ 是词 w 在文档 d 中出现的次数，而|d|是出现在文档 d 中的词总次数。P(|d|)是产生长度是|d|的文档的概率，而 $(tf_{w1,d},tf_{w2,d},...tf_{wv,d})!$ 是多项系数。注意到 P(|d|)和多项系数是依赖于文档的，为了分类的目的，可以省略掉这两项。因此实际需要计算的是 $\prod_{w\in v}P(w|c)^{tf_{w,d}}$ 。

词似然值的贝叶斯平滑估计根据如下公式计算：

$$P(w|c)=\frac{tf_{w,c}+\alpha_w}{|c|+\sum_{w\in V}\alpha_w}$$

这里 α_w 是一个依赖于 w 的参数。对所有的 w，设置 α_w=1 是一种可能的选择。对应如下的估计：

$$P(w|c)=\frac{tf_{w,c}+1}{|c|+|V|}$$

另一个流行的选择是设置 $\alpha_w=\mu\frac{cf_w}{|c|}$，这里 cf_w 是词 w 出现在训练文档中的总次数。|c|是词在所有的训练文档中出现的总次数，而 μ 则是一个可调的参数。在这个设置下，得到如下的估计：

$$P\ (\mathrm{w}|\mathrm{c})=\frac{tf_{w,c}+\mu\frac{cf_w}{|c|}}{|c|+\mu}$$

多变量伯努利(Multiple Bernoulli)模型又叫作文档型模型。多项(multinomial)模型又叫作词频型模型。这里实现文档型分类模型。

计算先验概率(Prior Probability)的实现代码如下：

```
private static TrainingData trainingData=TrainingData.getInstance();//得到训练集

/**
* 先验概率
* @param c 给定的分类
* @return 给定条件下的先验概率
*/
public static float calculatePc(String c){
   float Nc = trainingData.getClassDocNum(c);//给定分类的训练文本数
   float N = trainingData.getTotalNum();//训练集中文本总数
   return (Nc / N);
}
```

然后计算类条件概率。类条件概率的公式是：

$$P\left(w_i \mid c_j\right)=\frac{N\left(W=w_i, C=c_j\right)+1}{N\left(C=c_j\right)+M+V}$$

其中，$N(W=w_i, C=c_j)$表示类别 c_j 中包含词 w_i 的训练文本数量；$N(C=c_j)$表示类别 c_j 中的训练文本数量；M 值用于平滑，避免 $N(W=w_i, C=c_j)$过小所引发的问题；V 表示类别的总数。

```
/**
* 计算类条件概率
* @param w 给定的词
* @param c 给定的分类
* @return 给定条件下的类条件概率
*/
public static float calculatePwc(String w, String c) {
   //返回给定分类中包含分类特征词的训练文本的数目
   float dfwc = tdm.getCountContainKeyOfClassification(c, x);
   //返回训练文本集中在给定分类下的训练文本数目
   float Nc = tdm.getClassDocNum(c);
   //类别数量
   float V = tdm.getTraningClassifications().length;
   return ( (dfwc + 1) / (Nc + M + V));
}
```

利用样本数据集计算先验概率和各个文本向量属性在分类中的条件概率，从而计算出各个概率值，最后比较各个概率值，选出最大的概率值对应的文本类别，即为文本所属的分类。

为了避免结果过小，对乘积的结果取对数，因此计算整个概率的公式是：$\log(P(d \mid c))+\log(P(c))$

```
/**
* @param d 给定文本的属性向量
* @param Cj 给定的类别
* @return 类别概率
*/
float calcProd(String[] d, String Cj){
   float ret = 0.0F;
   //类条件概率连乘
   for (int i = 0; i <d.length; i++){
      String wi = d[i];
      //因为连乘结果过小，所以转成取对数
      //对分类的最终结果无影响，因为只是比较概率大小而已
      ret+=Math.log(ClassConditionalProbability.calculatePwc(wi, Cj));
   }
   //再乘以先验概率
   ret += Math.log(PriorProbability.calculatePc(Cj));
   return ret;
}
```

最后取最大的概率对应的类：

```
String[] classes = tdm.getTraningClassifications();//返回所有的类名
float probility = 0.0F;
List<ClassifyResult> crs = new ArrayList<ClassifyResult>();//分类结果
for (int i = 0; i <classes.length; i++){
   String ci = classes[i];//第 i 个分类
   //计算给定的文本属性向量 terms 在给定的分类 Ci 中的分类条件概率
   probility = calcProd(terms, ci);
   //保存分类结果
   ClassifyResult cr = new ClassifyResult(ci,probility);
   crs.add(cr);
}
//返回概率最大的分类
float maxPro = crs.get(0).probility;
String c = crs.get(0).classification;
for(ClassifyResult cr:crs){
   if(cr.probility>maxPro){
      c = cr.classification;
      maxPro = cr.probility;
   }
}
return c;
```

每个词在每个类别出现的次数，还有每个类别中文档的次数等。训练后，保存统计信息到

模型文件。训练的时候是，按照分类把分类里的文档都通过分词后统计每个词在该类所有文档中出现的次数，下次用的时候直接读取这个条件概率，然后再计算概率。

下次需要分类的文本里的关键词要是训练集合里是没有的，还需要添加到训练的结果吗？是的，要把这个文本增加到训练样本。

8.6 贝叶斯文本分类

统计语言模型为生成一个语言中的字符串的概率建模。例如，一个一元模型。一个类别的语言模型就是多项朴素贝叶斯。

不同的模型生成同样的字符串的概率不一样。例如，采用二元语言模型估计生成文档的概率。更一般的采用 N 元语言模型。

每个类别的条件概率通过类别特定的一元语言模型计算。

8.7 支持向量机

判断一篇评论是好评还是差评。收集褒义词和贬义词在文档中出现的次数作为判断的依据。如果一篇评论是好评，则输出 1。如果这篇评论是差评，则输出-1。判断代码如下：

```
public class OpinionSVM {
   public static void main(String[] args) {
      int freqGood = 100;  //褒义词出现了100次
      int freqBad = 20;    //贬义词出现了20次

      int y = freqGood - freqBad;  //判断好评和差评的依据
      System.out.println(sign(y));  //如果是好评，则输出1。差评，则输出-1
   }

   public static int sign(int y) {  //符号函数
      if (y > 0)
         return 1;
      else
         return -1;
   }
}
```

根据褒义词维度值和贬义词维度值判断一个评价。把判断好评还是差评的依据抽象成判别函数。假设褒义词维度值叫作 x_1，贬义词维度值叫作 x_2。每个维度有个重要度 w。和褒义正相关的维度，对应的 w 就是正数。和褒义负相关的维度，对应的 w 就是负数。判别函数的形式如下：

$$f(x_1,x_2) = w_1*x_1+w_2*x_2$$

这里的 x_1 的值是 100，x_2 是 20。w_1 是 1，w_2 是-1。

和贝叶斯分类器基于概率来分类不同，支持向量机(SVM)是基于几何学原理来实现分类的。假设“+”是特征空间的一类点，而“-”是特征空间中的另外一类点。SVM 通过分类面来判断特征空间中的待分类点的类别。基本思想可用图 8-1 的两维情况说明。

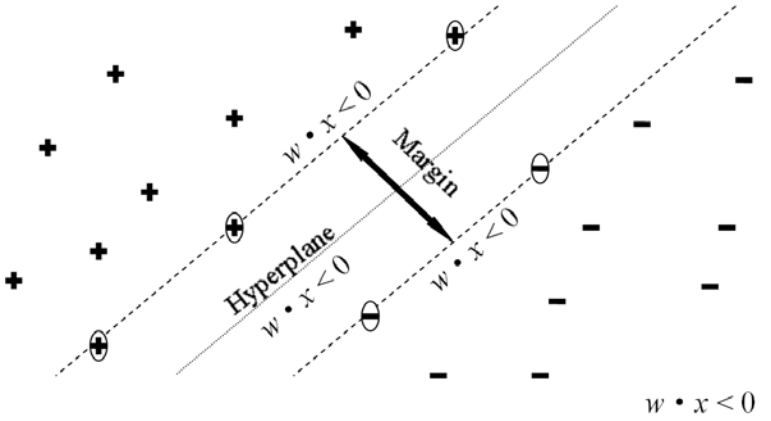


图 8-1 分类间隔

假设有 N 个点在 p 维特征空间 $X=\{x_1, x_2, \ldots, x_p\}$中分别属于两类：$C_+$和 C_-。要解决的问题是找到一个函数 $f(x_1, x_2, \ldots, x_p)$判别出两类，对于 C_+ 类的点返回正值，而对于 C_-类的点返回负值。这个函数叫作判别函数(discriminant function)。

如果判别函数是线性的，则可以把判别函数看成如下形式：

$$f(x_1, x_2, \ldots, x_p)= w_1*x_1+w_2*x_2+\cdots+w_p*x_p+b$$

假设向量 $w=(w_1, w_2, \ldots, w_p)$，向量 $x=(x_1, x_2, \ldots, x_p)$。

用<w,x>表示向量 w 和 x 之间的内积(inner product)，或者叫作点乘积。

为了快速计算两个数组 x 和 y 的点积，只计算相同位置不为 0 的值就好了。对于稀疏维度，为了节省空间<Index,Value>不采用哈希表储存，而是将 index 全部按升序排列，然后通过归并两个排好序的数组来计算。有点类似搜索引擎中的 docList 集合求 AND 的操作。计算的时间复杂度是 $O(m+n)$。计算点积的实现代码如下：

```
public class Node{
   public int index;  //维度编号
   public double value;  //维度值
```

```
}

static double scalarProduct(Node[] x, Node[] y){
   double sum = 0;
   int xlen = x.length;
   int ylen = y.length;
   int i = 0;
   int j = 0;
   while(i < xlen && j < ylen){
      if(x[i].index == y[j].index)
         sum += x[i++].value * y[j++].value;
      else   {
         if(x[i].index > y[j].index)
            ++j;
         else
            ++i;
      }
   }
   return sum;
}
```

计算判别函数的值：

```
Node[] x = new Node[2];    //稀疏形式的数组x
x[0] = new Node(1,100);    //设置第一个维度的值
x[1] = new Node(2,20);     //设置第二个维度的值

Node[] w = new Node[2];    //稀疏形式的数组w
w[0] = new Node(1,1);      //设置第一个维度的值
w[1] = new Node(2,-1);     //设置第二个维度的值

double y = scalarProduct(x,w);  //向量x和w的点积
```

判别函数的向量化表示 $g(x)$的形式是：

$$g(x)=\text{sign}(<w,x>+b)$$

$<w,x>$也记作 $w^T \cdot x$，也就是向量 w 的转置点乘向量 x。这里 sign 是符号函数。这里符号函数 sign(a)的定义是：当 $a>0$，则返回 1；当 $a=0$，则返回 0；当 $a<0$，则返回-1。有时候也把符号函数写作 σ。

一般把 w 称作权重向量(weight vector)，把 b 叫作偏移量(bias)。$<w,x>+b=0$ 所定义的面叫作超平面(hyperplane)。

每一个训练样本由一个向量(特征空间中的值组成的向量)和一个标记（标示出这个样本属于哪个类别）组成，记作：$D_i=(x_i, y_i)$。其中，y 的取值只有两种可能：1 和-1(分别用来表示属于 C_+还是属于 C_-类）。

一般来说，如果超平面远离分类训练集中的点应该会最小化对新数据错误分类的风险。点 i 到平面$\prod_{w,b}$的距离 $d(\prod_{w,b}, x_i) = | w \bullet x_i + b | / \|w\|$ 。$d(\prod_{w,b}, x_i)$有时候也写做 δ_i。

选取 w 和 b，使得超平面到最近点的距离最大。也就是求解：

$$\max_{(w,b)} (\min_i d(\prod_{w,b}, x_i)),$$

这里的$\|w\|$叫作向量 w 的欧几里德范数(Euclidean norm)，计算公式是：$\|w\|=\sqrt{w_1^2 + w_2^2 + \cdots + w_p^2}$

对于距离超平面最近的 C_+类的点 x_+来说 $w^T \bullet x_+ + b=1$；对于距离超平面最近的 C_-类的点 x_-来说 $w^T \bullet x_- + b=-1$。因此：

$$\max_{(w,b)} (\min_i d(\prod_{w,b}, x_i)) = \frac{| w \cdot x_- + b | + | w \cdot x_+ + b |}{\| w \|}$$

也就是求解下面这个基本的问题。

在 $y_i(w^T x_i + b) \geqslant 1$ 的条件下，求最小值：

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2$$

满足相等约束条件的这些点叫作支持向量(support vector)，因为这些点在支持(约束)超平面。用拉格朗日乘子(Lagrange multiplier)来解决线性约束下的优化问题。

举个用拉格朗日乘子求解极值的例子。把一个拉格朗日乘子的函数整合进需要求最大或最小值的表达式。

例如：$f(x,y) = x+2y$ 有约束条件：$g(x, y) = x^2+y^2-4 = 0$

则引入一个拉格朗日乘子后，对应拉格朗日函数：$L(x,y, \lambda) = x+2y+ \lambda (x^2+y^2-4)$

求导数：

$$\frac{\partial L}{\partial x} = 1+2 \lambda x = 0 \tag{1}$$

$$\frac{\partial L}{\partial y} = 2+2 \lambda y = 0 \tag{2}$$

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = x^2+y^2-4 = 0 \tag{3}$$

首先根据(1)，(2)，(3)解出拉格朗日乘子 λ 的值，然后就可以计算出 $f(x,y)$的最小值。对于线性可分的问题，可以通过二次规划(Quadratic programming)计算出拉格朗日乘子 λ 的值。

文本分类抽象成对空间中的点分类。举个对图 8-2 二维空间中的样本点分类的简单的例子。

假设标志成+的点如下：{(3,1),(3,-1),(6,1),(6,-1)}。

标志成-的点如下：{(1,0),(0,1),(0,-1),(-1,0)}。

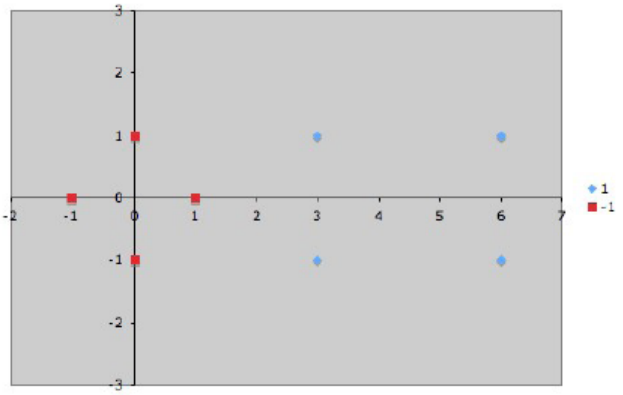


图 8-2　二维空间中的样本点

因为数据是线性可分的，可以使用一个线性 SVM，也就是说 Φ 就是原函数。有三个支持向量。s_1=(1,0)；s_2=(3,1)；s_3=(3,-1)，增加一个偏移量输入 1，则 $\tilde{s}_1=(1,0,1);\tilde{s}_2=(3,1,1);\tilde{s}_3=(3,-1,1)$

计算拉格朗日乘子 α 。

$$\alpha_1*\tilde{s}_1\bullet\tilde{s}_1+\alpha_2*\tilde{s}_2\bullet\tilde{s}_1+\alpha_3*\tilde{s}_3\bullet\tilde{s}_1=-1$$

$$\alpha_1*\tilde{s}_1\bullet\tilde{s}_2+\alpha_2*\tilde{s}_2\bullet\tilde{s}_2+\alpha_3*\tilde{s}_3\bullet\tilde{s}_2=+1$$

$$\alpha_1*\tilde{s}_1\bullet\tilde{s}_3+\alpha_2*\tilde{s}_2\bullet\tilde{s}_3+\alpha_3*\tilde{s}_3\bullet\tilde{s}_3=+1$$

计算支持向量的点乘积，得到结果：

$$2\alpha_1+4\alpha_2+4\alpha_3=-1$$

$$4\alpha_1+11\alpha_2+9\alpha_3=+1$$

$$4\alpha_1+9\alpha_2+11\alpha_3=+1$$

求解得到：

$$\alpha_1=-3.5，\alpha_2=0.75，\alpha_3=0.75$$

w 可以表示成支持向量的线性组合：

$$\tilde{w}=\sum_i \alpha_i \tilde{s}_i=\alpha_1*\tilde{s}_1+\alpha_2*\tilde{s}_2+\alpha_3*\tilde{s}_3$$

$$=-3.5\begin{pmatrix}1\\0\\1\end{pmatrix}+0.75\begin{pmatrix}3\\1\\1\end{pmatrix}+0.75\begin{pmatrix}3\\-1\\1\end{pmatrix}$$

$$=\begin{pmatrix}1\\0\\-2\end{pmatrix}$$

求解结果是 w=(1,0)，b=-2。

设 x_+是任意一个属于 C_+的支持向量，x_-是任意一个属于 C_-的支持向量。而且，总是至少会存在一个 x_+，也总是至少会存在一个 x_-。

根据等式：

$w^Tx_+ +b=1$　　和　　$w^T x_- +b=-1$

推导出 b 的另一个计算公式是：$b=-\frac{1}{2}(w^Tx_+ +w^Tx_-)$

$$b=-\frac{1}{2}(w^Ts_2+ w^Ts_1)=-\frac{1}{2}\left(\begin{pmatrix}1\\0\end{pmatrix}(3,1)+\begin{pmatrix}1\\0\end{pmatrix}(1,0)\right)=-\frac{1}{2}(3+1)=-2$$

W_2=0 意味着特征空间的点的第二个维度对分类结果没有影响。判别条件是：如果 x_1>2，则该点属于+类；如果 x_1<2，则该点属于-类。分类超平面如图 8-3 所示。

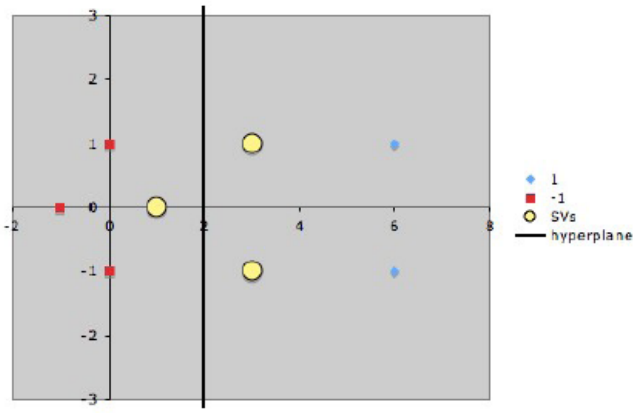


图 8-3　超平面

另外一个计算 SVM 的例子：在二维空间中有 4 个点，对应的标记值是 y。四个点描述如下：

x_1=(-2,-2)　　y_1= +1
x_2=(-1,1)　　y_2= +1
x_3=(1,1)　　y_3= -1
x_4=(2,-2)　　y_4= -1

在 α_i>=0 的条件下求下面这个拉格朗日函数的最大值：

$$L(\alpha)=\sum_i \alpha_i-\frac{1}{2}\sum_{i,j}\alpha_i\alpha_j y_i y_j x_i^T x_j$$

$$=\alpha_1+\alpha_2+\alpha_3+\alpha_4-4\alpha_1^2-\alpha_2^2-\alpha_3^2-4\alpha_4^2-4\alpha_1\alpha_3-4\alpha_2\alpha_4$$

得到：α_1=0　　$\alpha_2=\frac{1}{2}$　　$\alpha_3=\frac{1}{2}$　　α_4=0

因此支持向量是 x_2 和 x_3。

$$w=\sum_i \alpha_i y_i x_i=\frac{1}{2}(x_2-x_3)=(-1,0)$$

$$b=y_2-w^T x_2=0$$

在一维空间中，没有任何一个线性函数能解决如图 8-4 所示的划分问题（粗线和细线各代表一类数据），可见线性判别函数有一定的局限性。

图 8-4　线性函数不能分类的问题

如果建立一个如图 8-5 所示的二次判别函数 $g(x)=(x-a)(x-b)$，则可以很好地解决如图 8-4 所示的分类问题。

这里 $g(x)=w_1*x^2+w_2*x+b$

以前的特征空间只有一个维度，这个维度对应的值也就是 x 的值。现在的特征空间有两个维度，第一个维度对应的值还是 x 的值，第二个维度对应的值是 x^2 的值。

举个日常生活中的例子。假设有个十字路口，连续不停南来北往的车辆会让这个十字路口拥堵。即使有红绿灯也无法完全解决问题，但是那是因为从平面交叉的二维角度来看才会无解。如果在这里建一个立交桥，车流就会变得顺畅无阻。也就是说加入“高度”这个维度，进入三维空间，问题就得到更好的解决。

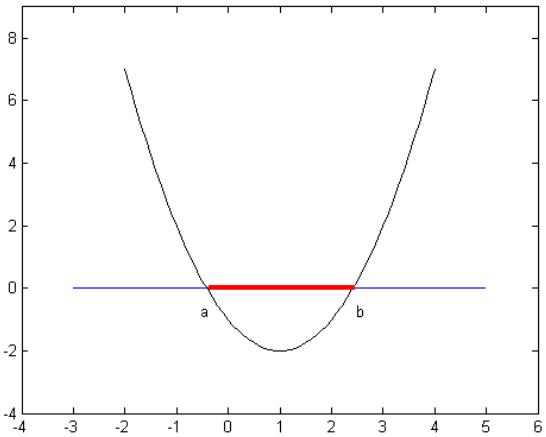


图 8-5　二次判别函数

因此，可以通过核函数把特征空间映射到更高的维度，这样有可能找到更好的超平面。图 8-5 的例子是多项式核，此外常用的还有 RBF 核。

使用一个映射函数 Φ 把输入空间中的数据转换成特征空间中的数据使得分类问题变成线性可分的。然后求解出最优分隔超平面。当超平面通过 Φ^{-1} 映射回输入空间时，超平面变成了一个复杂的决策表面。

分类问题可以转化成相似度计算的问题。如果待分类的点和正类点之间的相似性高则可以把待分类的点分到正类，反之，如果待分类的点和负类点之间的相似性高则可以把待分类的点分到负类。相似性可以用向量间夹角的余弦，或者说两个向量的内积表示。用核函数 $K(xi,xj)=\Phi(x_i)^T\Phi(x_j)$来度量两个点的相似性。

回顾前面介绍的文本分类的方法把一个文档映射成有很高维度的向量。这种方法丢失了所有的词的顺序信息，而仅仅保留了文档中的词的频率信息。字符串核(String kernel)通过从文档中提取 k 个前后相连的字作为特征来保留词的顺序信息。字符串核的另外一种实现方法是：首先把字符串转换成后缀树(Suffix Tree)，然后构造树核(Tree Kernel)。

因为训练集中噪声的存在，尤其因为训练集不能代表全部判决空间，所以正确处理相对模糊的间隔区域(margin)与全集的比例是关键。最优分类超平面的定义是指：该分类面不但能正确分类而且使各类别的分类间隔最大。最优训练的含义是：在确定的平面分类间隔条件下，不但训练序列的判决正确率高，而且推广到全集序列的判决率也尽可能高。

SVM 最基本的方法只能实现两类分类，可以通过组合多个两类分类器来实现多类分类。

例如有 N 类，一种解决方法是学习 *N* 个 SVM 分类器。

SVM 1 学习 “Output==1” vs “Output != 1”

SVM 2 学习 “Output==2” vs “Output != 2”

…

SVM *N* 学习 “Output==*N*” vs “Output != *N*”

计算文档属于每个类别的隶属度，然后取最大隶属度对应的类别。这个方法叫作一类对余类。取最大隶属度对应的类别实现代码如下：

```
//输入每个类别的隶属度组成的数组
//得到文档的所属类别 ID
private int singleCategory(double[] simRatio) {
   int catID = 0;
   double maxNum = simRatio[catID];
   for (int i = 1; i < m_nClassNum; i++) {
      if (simRatio[i] > maxNum) {
         maxNum = simRatio[i];
         catID = i;
      }
   }
   return catID;
}
```

另外介绍一种两类分类器来实现多类分类的方法，叫作错误校正输出编码(Error Correcting Output Coding)。例如有 m = 4 个类别，分别是**政治**、**体育**、**商业**、**艺术**。

分配唯一的 *n* 位向量给每个类名，这里 $n > \log_2 m$。第 *i* 个位向量作为类名 *i* 的唯一的编码。*m* 个类名组成的位矩阵记作 C，如表 8-4 所示。

对每列构建独立的二元分类器。这里是 10 个分类器。正类文本是 $C_{ij} = 1$ 对应的类别。负类是 $C_{ij} = 0$ 对应的类别。例如：第三个分类器把{**体育**、**艺术**}作为负类，{**政治**、**商业**}作为正类。

表 8-4 类名编码

类名	编码
政治	0110110001
体育	0001111100
商业	1010101101
艺术	1000011010

通过插件分类器判断文档类别。把预测某一位的值的分类器叫作插件分类器，一个插件分类器预测文档属于某个类别的子集。根据$\{\lambda^1, \lambda^2, \cdots, \lambda^n\}$来判断文档的类别。

计算文档 x 的类别时，先生成一个 n 位的向量。

$\lambda(x) = \{\lambda 1(x), \lambda 2(x), \ldots, \lambda n(x)\}$

很有可能，生成的位向量 $\lambda(x)$不是 C 中的一行，但是可能更像某些行，也就是和某些行的海明距离更近。把文档分类成这行对应的类别，也就是如下的公式：

$$\text{argmin}_i \text{ HamingDistance}(C_i, \lambda(x))$$

可以根据海明距离判断 $\lambda(x)$和哪行最相似。

假设 C_i 和 $\lambda(x)$最相似，则第 i 个类别作为文档 x 的类别。例如，如果生成的位向量是(x) = {1010111101}，则把这篇文档分到**商业**类。

自动分类的 SVM 方法接口分为训练过程接口和执行分类的接口。分类器训练过程的接口如下：

```
//创建一个分类器
Classifier svmClassifier = new Classifier();
//设置训练文本的路径
svmClassifier.setTrainSet("D:/train");
//设置训练输出模型的路径
svmClassifier.setModel("D:/model");
//执行训练
svmClassifier.train();
```

分类器训练好的结果写入 D:/model 目录。然后执行分类的接口如下：

```
//加载已经训练好的分类模型
Classifier theClassifier = new Classifier("D:/model/model.prj");
//文本分类的内容
String content ="我要买把吉他，希望是二手的，价格 2000 元以下";
//开始使用 SVM 方法分类
String catName = theClassifier.getCategoryName(content);
System.out.println("类别名称:"+catName);
```

8.7.1　多级分类

以二级分类为例，在路径：

D:\train\zippo 收藏乐器

建立子路径：

D:\train\zippo 收藏乐器\打火机 zippo 烟具

D:\train\zippo 收藏乐器\古董收藏

D:\train\zippo 收藏乐器\乐器乐谱

D:\train\zippo 收藏乐器\邮币卡字画

下面是训练二级分类的程序：

```
//训练主分类
String strPath = "D:/lg/work/xiaoxishu/train";
String modelPath = "D:/lg/work/xiaoxishu/model";
Classifier svmClassifier = new Classifier();
svmClassifier.setTrainSet(strPath);
svmClassifier.setModel(modelPath);
svmClassifier.train();
File dir = new File(strPath);
File[] files = dir.listFiles();
for (int i = 0; i < files.length; i++){
      File f = files[i];
      if (f.isDirectory())   {
         //训练子分类
         System.out.println(f.getAbsoluteFile().getName());
         String subTrain = strPath +"/" + f.getAbsoluteFile().getName();
         Classifier subClassifier = new Classifier();
         subClassifier.setTrainSet(subTrain);
         String subModelPath = modelPath +"/" + f.getAbsoluteFile().getName();
         subClassifier.setModel(subModelPath);
         subClassifier.train();
      }
}
```

下面是分类的执行过程：

```
String modelPath = "D:/lg/work/xiaoxishu/model";
Classifier theClassifier = new Classifier(modelPath+"/model.prj");
String content = "我要买把吉他，希望是二手的，价格 2000 元以下"; //分类文本内容
System.out.println("分类开始");
String catName = theClassifier.getCategoryName(content);
System.out.println("catName:"+catName);
if(catName == null){
      //如果没有主分类则返回
      return;
}
```

```
String subModelPath = modelPath+"/"+catName+"/model.prj";
Classifier subClassifier = new Classifier(subModelPath);
String subCatName = subClassifier.getCategoryName(content);
System.out.println("subCatName:"+subCatName);
```

上面的执行结果将打印出：

```
分类开始
catName:zippo 收藏乐器
subCatName:乐器乐谱
```

也就是把“我要买把吉他，希望是二手的，价格 2000 元以下”分成大类属于“zippo 收藏乐器”，子类是“乐器乐谱”。

8.7.2　规则方法

朴素贝页斯和 SVM 的方法基于文档中很多单词的组合加权来判断文档的类别，但是人工无法调整从训练集中学习出来的分类模型。开车可用手动档，文本分类也可以用人工编写的规则。人工编写的规则容易理解，而且可以达到很高的精度，但是完全由人工开发和维护的规则模型代价昂贵。

关键词识别规则不是基于单词频率，而是基于某个单词有没有出现在指定的位置。例如：如果文档中出现“NBA”这个词就把这篇文档归到“体育”类。

NBA=>体育

实现文本分类规则的代码如下：

```
public class Rule {
   public String[] antecedent;//关键词
   public String consequent;//分类结果

   public Rule (String[] antd,String classLabel){
      antecedent = antd;
      consequent = classLabel;
   }

  /**
   * 规则是否覆盖分类文档，也就是这个文档是否满足规则的条件
   *
   * @param doc 待分类实例
   * @return 如果满足分类条件，则返回 true
   */
```

```
 public boolean covers(HashSet<String> doc){
    for(int i=0;i<antecedent.length;++i)     {//测试条件中的每个词
       if(!doc.contains(antecedent[i])) {
          return false;
       }
    }
    return true;
 }
}
```

可能会有多个规则符合同一个分类实例，这样可能产生歧义。为了解决歧义，可以给规则定义一个顺序。从上往下应用规则。这样，规则集合就变成了决策列表。决策列表就是一个有序的规则集合。给定一个分类实例 *t*，按照指定的顺序应用规则，直到一个规则的模式匹配上 *t*，然后把实例 *t* 归到 *R* 对应的分类结果。基于规则的文本分类流程如图 8-6 所示。

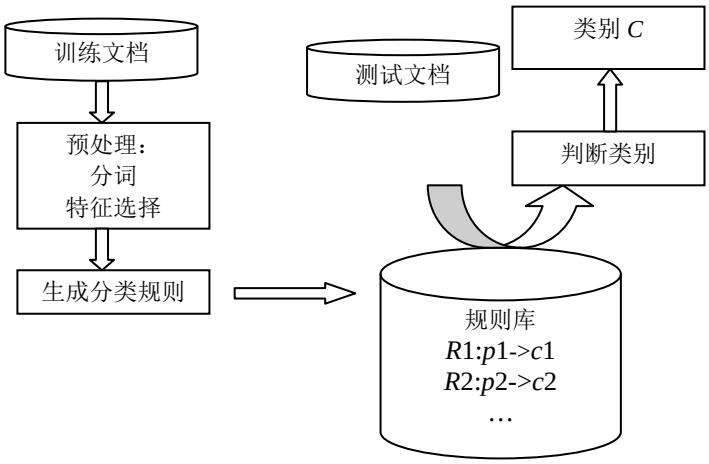


图 8-6　基于规则的文本分类流程图

根据规则对文本分类代码如下：

```
/**
* 对给定的文本进行分类
* @param text 给定的文本
* @return 分类结果
*/
public String classify(String text) {
   ArrayList<String> terms = spliter.getWords(text);//中文分词处理
   HashSet<String> instance = new HashSet<String>();
   instance.addAll(terms);
```

```
   for (int i = 0; i < decisionList.size(); i++) {
      Rule rule = decisionList.get(i);
      if (rule.covers(instance))
         return rule.consequent;
   }
   return "";
}
```

学习出分类模型可以看成生成规则和对规则排序两个过程。

生成规则的方法：先用特征选择的方法，例如 CHI，生成每个类别的特征词。然后根据共同出现在一个句子中的特征词组合生成规则，最后验证规则的有效性。

规则可以由人工编写。可以采用搜索的方法初步检验规则的有效性。把规则的条件作为搜索词输入，如果返回的搜索结果按类别的分类统计只有一类，则说明这个规则有 100%的精确度。例如从 http://search.gongkong.com/SearchProduct.aspx 搜索“变频器 AND 矢量 AND 解耦”，只返回“低压变频器”类别的产品。由此得到规则：

变频器 矢量 解耦=> 低压变频器

除了人工编写，还可以采用机器学习的方法从训练集学习出分类规则。例如 PRISM 和 RIPPER 算法。

PRISM 算法在构建每个规则后，先删除这个规则覆盖的那些文档，然后再找新规则。从高覆盖度的规则开始，然后通过增加更多的条件来增加它的准确度。要最大化每个规则的准确度。当准确度是 1，或者没有更多的文档时，停止增加条件。PRISM 算法伪代码如下：

```
for each class C
   initialise E to the complete instance set
   while E contains instances with class C
      create empty rule R if X then C
      until R is perfect (or no more attributes)?
         for each attribute A not in R, and each value v,
         consider adding A=v to R
         select A and v to maximise accuracy of p/t
         add A=v to R
      remove instances covered by R from E
```

RIPPER 规则学习算法对于两类问题，选择一类作为正类，另外一类作为负类。学习分到正类的规则，把负类作为默认类别。对于多类分类问题，按类的流行程度(有多大比例的文档属于一个类别)增加的方式对类别排序，最小的类首先学习规则集合，把其他的类别看成是负类，

重复让下一个最小的类别作为正类。

根据训练集对给定的规则排序就是求解指定规则集合的最优排序，使得正确标注的实例数量最大。

发现决策列表的贪心算法：每次叠代过程选择一个规则，然后把这个规则加入到决策列表的末尾，删除选择出的规则。继续这个过程直到输出所有的规则。每次选择规则时，会使用一个打分函数对每个规则打分，然后选择有最大分值的规则。

8.7.3 网页分类

抓取的新闻网站，比如 http://news.sina.com.cn/ 这个上面本来就有国际新闻和国内新闻的栏目。如果索引页能分成“国际新闻”或“国内新闻”的一种，详细页的类别参考索引页 的分类，那么就可以形成一个“国际新闻”和“国内新闻”的分类训练样本库。

另外，从 http://bj.58.com/job.shtml 网址就可以知道它可能是和招聘相关的网页，而且可能是北京地区的网页。因此，使用 URL 地址可以快速分类网页。例如，凤凰网中的新闻的 url 地址：

http://news.ifeng.com/mil/4/detail_2010_09/11/2489355_0.shtml

url 中包含 reading 的就分为读书类，url 中包含 mil 的就分为军事类，url 中包含 culture 的就分为文化类。

为了提取“http://bj.58.com/job.shtml”的特征词“bj”、“58”、“job”，首先按“:”、“/” 、“.”切分，然后通过词干化和小写化处理，去除停用词“http”、“com”、“shtml”，最后剩下“bj”、“58”、“job”三个分类特征词。

根据页面的标题和正文来判断网页类别。此外，加上链接到详细页面的描述锚点文字。

```
public class Hyperlink{
   URL url; //url地址本身
   String desc; //url地址的描述
   public Hyperlink(java.net.URL url, String desc){
      this.url = url;
      this.desc = desc;
   }
}
```

8.8　最大熵

laptsg 中包含一个最大熵分类器，见 https://github.com/fmof/laptsg

GIS 大致可以概括为以下几个步骤：

（1）假定第零次迭代的初始模型为等概率的均匀分布。

（2）用第 N 次迭代的模型来估算每种信息特征在训练数据中的分布，如果超过了实际的，就把相应的模型参数变小；否则，将它们变大。

（3）重复步骤（2）直到收敛。

```
// create datums
LabeledInstance<String[], String> datum1 = new LabeledInstance<String[], String>(
      "cat", new String[] { "fuzzy", "claws", "small" });
LabeledInstance<String[], String> datum2 = new LabeledInstance<String[], String>(
      "bear", new String[] { "fuzzy", "claws", "big" });
LabeledInstance<String[], String> datum3 = new LabeledInstance<String[], String>(
      "cat", new String[] { "claws", "medium" });
LabeledInstance<String[], String> datum4 = new LabeledInstance<String[], String>(
      "cat", new String[] { "claws", "small" });

// create training set
List<LabeledInstance<String[], String>> trainingData = new
ArrayList<LabeledInstance<String[], String>>();
trainingData.add(datum1);
trainingData.add(datum2);
trainingData.add(datum3);

// create test set
List<LabeledInstance<String[], String>> testData = new ArrayList<LabeledInstance<String[],
String>>();
testData.add(datum4);

// build classifier
FeatureExtractor<String[], String> featureExtractor = new FeatureExtractor<String[],
String>() {
   public Counter<String> extractFeatures(String[] featureArray) {
      return new Counter<String>(Arrays.asList(featureArray));
   }
};
MaximumEntropyClassifier.Factory<String[], String, String>
maximumEntropyClassifierFactory = new MaximumEntropyClassifier.Factory<String[], String,
```

```
String>(
      1.0, 20, featureExtractor);
ProbabilisticClassifier<String[], String> maximumEntropyClassifier =
maximumEntropyClassifierFactory
      .trainClassifier(trainingData);
System.out.println("Probabilities on test instance: "
      + maximumEntropyClassifier.getProbabilities(datum4.getInput()));
```

输出结果：

Probabilities on test instance: [cat : 0.73131, bear : 0.26869]

8.9 信息审查

分类信息网站需要审查用户所发布信息的有效性。比如一个用户在二手车类别发了一个贴子。但是内容描述的却是别的内容，比如推广网站，发布广告，还有一种就是完全没有意义的信息，这些信息需要直接删掉。

可以用一个关键词集合计算权重，然后过滤。正相关的关键词集合和负相关的关键词集合。看更有可能是正类，还是更有可能是负类。传统的机器学习方法是用支持向量机(SVM)分两类。

如果条件允许，更倾向于设定一些关键词集合和权重。这些关键词可以靠人工去收集，也可以分词后自动提取候选词。名词更有可能是判别词。

要先对关键词分类，计算关键词对每个类别的隶属度。也有可能一个词可能和好几个类别相关。

把名词、动词划到定义好的类别之下。如果这些词出现在定义好的类别之外，就算是分类不当。

分类不当有几种情况。不是“是或非”的分法。比如说发票类、黄色类。

例如“本田锋范，9 成新，质量保证，价格从优，需要的请联系，还有其它车型，非诚勿扰。 ”这条信息。

问题在“还有其它车型”，说明他不是个人，是中介，需要去掉。“还有其它车型”说明这个人是个车贩子，或者可能说来路不当。

“还有其它车型”和负类的隶属度设置的比较高。

这个算是比较隐晦的，有的更直接，会发更多的车型，比较“我还有其它比如宝马，大众”

还有一种情况。内容描述没有问题，但是会出现联系方式。把手机号 xxx 换成 xxx 联系我。

这个在各个类别都出现，比如房产、二手车等，不允许出现联系方式。只要出现这种句子，直接过滤掉。

这种句子有很多变种，比如“把 qq 号 xxx 换成 xxx”。看能否把 qq 号 xxx 通过接口查一下。

8.10　文本聚类

将一个数据对象的集合分组成为类似的对象组成的多个类的过程称为聚类。每一个类称为簇，同簇中的对象彼此相似，不同簇中的对象相异。聚类不同于前面提到的分类，它不需要训练集合。

文档聚类就是对文档集合进行划分，使得同类间的文档相似度比较大，不同类的文档相似度较小，不需要预先对文档标记类别，具有较高的自动化能力，已经成为文本信息进行有效地组织、摘要和导航的重要手段。

8.10.1　K 均值聚类方法

目前存在着大量的聚类方法。算法的选择取决于数据的类型、聚类的目的和应用。在众多的方法中，K 均值方法是一种比较流行的方法且其聚类的效果也比较好。

K 均值方法是把含有 n 个对象的集合划分成指定的 k 个簇。每一个簇中对象的平均值称为该簇的聚点(中心)。两个簇的相似度就是根据两个聚点而计算出来的。假设聚点 x、y 都有 m 个属性，取值分别为 x_1，x_2,…,x_m 和 y_1，y_2，…，y_m，则 x 和 y 的距离 $d_{xy}=(\sum_{k=1}^{m}\left|x_k-y_k\right|^2)^{\frac{1}{2}}$。

K 均值算法有如下 5 个步骤：

（1）任意从 n 个对象中选择 k 个对象做为初始簇的中心。

（2）根据簇中对象的平均值，即簇的聚点，将每个对象(重新)赋给最类似的簇。

（3）重新计算每个簇的平均值，即更改簇的聚点。

（4）若某些簇的聚点发生了变化，转步骤（2）；若所有的簇的聚点无变化，转步骤（5）

（5）输出划分结果。

K 均值算法的流程图如图 8-7 所示。

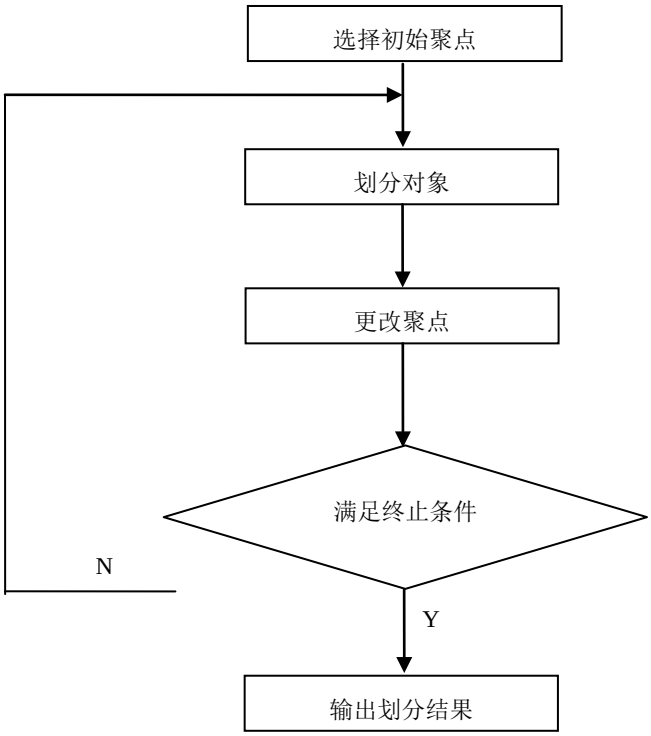


图 8-7　K 均值算法流程图

对于图 8-7 流程中的前三个步骤都有各种方法，通过组合可以得到不同的划分方法。下面在 K 均值算法的基础上，许多改进算法在如何选择初始聚点、如何划分对象及如何修改聚点等方面提出了不同的方法。

初始聚点的选择对最终的划分有很大的影响。选择的初始聚点不同，算法求的解也不同。选择适当的初始聚点可以加快算法的收敛速度并改善解的质量。

选择初始聚点的方法有以下几种：

（1）随机选择法。随机的选择 K 个对象作为初始聚点。

（2）最小最大法。现选择所有对象中相距最远的两个对象作为聚点，然后选择第三个聚点，使得它与已确定的聚点的最小距离是其余对象与已确定的聚点的较小距离中最大的，然后按同样的原则选择以后的聚点。

（3）最小距离法。选择一个正数 r，把所有对象的中心作为第一个聚点，然后依次输入对象，如果当前输入对象与已确定的聚点的距离都大于 r，则该对象作为一个新的聚点。

划分方法就是决定当前对象应该分到哪一个簇中。划分方法中最为流行的是最近归类法，即将当前对象归类于距离最近的聚点。

修改聚点的方法有：

（1）按批修改法。把全部对象输入后再修改聚点和划分。步骤如下：①选择一组聚点；②根据聚点划分对象；③计算每个簇的中心作为新的聚点，如果划分合理则停止，否则转②。

（2）逐个修改法。每输入一个对象的同时就改变该对象所归簇的聚点。步骤如下：①选择一组聚点；②将余下的对象依次输入，每输入一个对象，按当前的聚点将其归类，并重新计算中心，代替原先的聚点；③如果划分合理则停止，否则转②。

8.10.2　K 均值实现

下面的测试方法中，输入 20 个元素，聚类成 3 个集合。

```
public class KMeans {
     //计算欧氏距离
     private static double EuDistance(double array1[], double array2[]) {
       double Dist = 0.0;
       if (array1.length != array2.length) {
          System.out.println("the number of the arrary is ineql");
       } else {
          for (int i = 0; i < array2.length; i++) {
             Dist = Dist + (array1[i] - array2[i]) * (array1[i] - array2[i]);
          }
       }
       return Math.sqrt(Dist);
   }
   //打印整数数组
   private static void printArray(int array[]) {
       System.out.print('[');
       for (int i = 0; i < array.length; i++) {
          System.out.print(array[i]);
          if ((i + 1) < array.length) {
             System.out.print(", ");
          }
       }
       System.out.println(']');
   }
   //打印浮点数距离
   private static void printMatrix(double Matrix[][], int row, int col){
```

```
    System.out.println("Matrix is:");
    System.out.println('{');
    for(int i=0; i<row; i++){
       for (int j = 0; j < col; j++) {
          //Matrix[i][j]=-1.0; for test
          System.out.print(FORMAT.format(Matrix[i][j]));
          if ((j + 1) < col) {
          System.out.print(", ");
          }
       }
       System.out.println();
    }
    System.out.println('}');
 }
 private static DecimalFormat FORMAT = new DecimalFormat("000.000");
 //返回一个 M 个元素组成的随机整数数组，其中每个元素的取值范围是 0 到 n-1
 private static int[] Randperm(int N,int M){
    double[]  PermF=new double[N];
    int[]    PermI=new int[N];
    int[]    RetArray=new int[M];
    double tempF;
    int   tempI;
    for(int i=0; i<N; i++){
       PermF[i]=Math.random();
       PermI[i]=i;
    }
    //排序
    for(int i=0; i<N-1; i++){
       for(int j=i+1; j<N; j++){
          if(PermF[i]<PermF[j]){
             tempF=PermF[i];
             tempI=PermI[i];
             PermF[i]=PermF[j];
             PermI[i]=PermI[j];
             PermF[j]=tempF;
             PermI[j]=tempI;
          }
       }
    }
    for(int i=0; i<M; i++){
       RetArray[i]=PermI[i];
    }
    return RetArray;
```

```
}
//判断两个数组是否相等
private static boolean IsEqual(int Array1[],int Array2[]){
   for(int i=0; i<Array1.length; i++){
      if(Array1[i]!=Array2[i]){
         return false;
      }
   }
   return true;
}
//取得数组中最小元素所在位置
private static int MinLocation(double Array[]){
   int Location;
   double Min;
   //initial
   Min=Array[0];
   Location=0;
   //遍历
   for(int i=1; i<Array.length; i++){
      if(Array[i]<Min){
         Location=i;
         Min=Array[i];
      }
   }
   return Location;
}
//对 Matrix 中的数据聚类
private static int[] KMeansCluster(double Matrix[][], int row, int col,int ClusterNum){
   int[]  CenterId=new int[ClusterNum];
   int[]  Cid=new int[row];
   int[]  oldCid=new int[row];
   int[]  NumOfEveryCluster=new int[ClusterNum];
   double[][]  ClusterCenter=new double[ClusterNum][col];
   double[]  CenterDist=new double[ClusterNum];
   //初始化聚类中心
   //随机取得聚类中心点
   CenterId=Randperm(row,ClusterNum);
   for(int i=0; i<ClusterNum; i++){
      for(int j=0; j<col; j++){
          ClusterCenter[i][j]=Matrix[ CenterId[i] ][j];
      }
   }
   //初始化 oldCide
```

```
      for(int i=0; i<row; i++){
         oldCid[i]=1;
        }
      int MaxIter=100;
      int Iter=1;
      while( !IsEqual(Cid,oldCid) && Iter<MaxIter){
for(int i=0;i<row;i++){
            oldCid[i]=Cid[i];
         }
         //实现 kmeans 算法
         //遍历每个点，发现它到每一个聚类中心的距离
       for(int i=0;i<row;i++){
            for(int j=0; j<ClusterNum;j++){
               CenterDist[j]=EuDistance(Matrix[i], ClusterCenter[j] );
            }
            Cid[i]=MinLocation(CenterDist);
         }
         //得到每个簇拥有的点数
         for(int j=0; j<ClusterNum; j++){
            NumOfEveryCluster[j]=0;
            for(int i=0; i<row; i++){
               if(Cid[i]==j){
                  NumOfEveryCluster[j]=NumOfEveryCluster[j]+1;
               }
            }
         }
         //找到新的簇中心
         //求和
         for(int j=0; j<ClusterNum; j++){
            for(int k=0; k<col; k++){
               ClusterCenter[j][k]=0.0;
               for(int i=0; i<row; i++){
                  if(Cid[i]==j){
                     ClusterCenter[j][k]=ClusterCenter[j][k]+Matrix[i][k];
                  }
               }
            }
         }
        //求平均值
        for(int j=0; j<ClusterNum; j++){
              for(int k=0; k<col; k++){
                 ClusterCenter[j][k]=ClusterCenter[j][k]/NumOfEveryCluster[j];
               }
```

```
        }
      ++Iter;
      }
        return Cid;
   }
   //测试 KMeans 聚类
   public static void main(String[] args) {
       int Matrix_row;
       int Matrix_col;
       int ClusterNum;
       Matrix_col=5;
       Matrix_row=20;
       ClusterNum=3;
      double[][]  Matrix = new double[Matrix_row][Matrix_col];
      int[]  List=new int[Matrix_row];
      for(int i=0; i<Matrix_row; i++){
         for(int j=0; j<Matrix_col; j++){
            Matrix[i][j]=10*Math.random();
         }
      }
      double[][]  DistMatrix=new double[Matrix_row][Matrix_row];
      for(int i=0; i<Matrix_row; i++){
         for(int j=0; j<Matrix_row; j++){
            DistMatrix[i][j]=EuDistance(Matrix[i],Matrix[j]);
         }
      }
      printMatrix(Matrix,Matrix_row,Matrix_col);
      System.out.println("The Distance Matrix is:");
      printMatrix(DistMatrix,Matrix_row,Matrix_row);
      List=KMeansCluster(Matrix, Matrix_row, Matrix_col,ClusterNum);
      System.out.println("The result of clustering, value of No.i means the ith belong to
the No.value cluster");
      printArray(List);
   }
}
```

要给每个类别自动命名。

8.10.3　深入理解 DBScan 算法

DBScan 是一个 Martin Ester 等人在 1996 年提出来的数据聚类算法。DBScan 算法是基于密度的方法。它从对应点的估计的密度分布发现一些簇。能够发现任意形状的簇并且有效地处理

噪声。

DBScan 基于密度可达性的概念来定义簇。如果满足两个条件就认为从一个点 p 直接密度可达点 q：如果它们之间的距离在一个给定的距离 ε 内（也就是说 q 是 p 的一个 ε 邻居），并且如果 p 周围围绕了足够多的点。这样就可以认为 p 和 q 是属于同一个簇中的点。

如果存在一个点的序列 $p_1,...,p_n$，其中 $p_1=p$，$p_n=q$，p_i 直接密度可达 p_{i+1}，则称作从 p 密度可达 q。注意，密度可达关系不是对称的，也就是说 p 密度可达 q 并不一定保证 q 密度可达 p，因为 q 可能位于簇的边界，没有足够多的邻居点来让它真正成为簇元素。因此引入了密度连通的概念：如果存在一个中间点 o，o 与 p 是密度可达的，同时 o 与 q 也是密度可达的，则点 p 和 q 是密度连通的。一个簇是文档库中的点的子集，簇满足两个属性：簇中的所有点是互相密度连通的；如果某个点和簇中的任意某个点是密度连通的，则这个点也是簇的一部份。

在一个簇中有两种不同的点：ε 邻居数量多于指定阈值 MinPts 的称为核心点，否则为非核心点。核心点可以把非核心点“拉”到簇里面。

DBScan 需要两个参数：Eps 和 MinPts 来形成一个簇。从任意的未访问过的点开始，如果它包含足够多的 ε 邻居，则形成一个簇，否则把这个点标示成噪声。注意，这个点后来可能在另外某个点的 ε 环境中，因此而成为一个簇中的一部份。

如果一个点是簇的一部份，则它的 ε 邻居也是簇的一部份。因此，把它的 ε 邻居中的所有点都加入到簇中。重复这个扩展点的过程，直到完全发现簇。然后取一个新的没访问过的点同样处理，这样发现另外一个簇或者噪声。

发现一个簇的步骤基于这样一个原理：一个簇能够由它的任一核心对象唯一地确定。伪代码如下：

```
DBSCAN(D, eps, MinPts)
  C = 0
  对数据集 D 中每个未访问过的点 P
    把 P 标志成已经访问过
    N = getNeighbors (P, eps)
    if sizeof(N) < MinPts
      把 P 标志成噪音
    else
      C = 下一个簇
      expandCluster(P, N, C, eps, MinPts)

expandCluster(P, N, C, eps, MinPts)
  把 P 加到簇 C
  对 N 中的每个点 P'
```

```
    if 没有访问过P'
      把P'标志成已访问
      N' = getNeighbors(P', eps)
      if sizeof(N') >= MinPts
        N = N 与N'合并
    if P' 不是任何簇的成员
      把P'加到簇C
```

8.10.4　使用 DBScan 算法聚类实例

Weka(http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/) 中有个 DBScan 算法的实现。源代码在 weka.clusterers 包中，文件名为 DBScan.java。

其中 buildClusterer 和 expandCluster 两个方法是最核心的方法。buildClusterer 是所有聚类方法实现的接口，而 expandCluster 是用于扩展样本对象集合的高密度连接区域的。另外还有一个用于查询指定点的 ε 邻居的方法，叫 epsilonRangeQuery，这个方法在 Database 类中，调用例子如下：

```
seedList = database.epsilonRangeQuery(getEpsilon(),dataObject);
```

在 buildClusterer 方法中，通过对每个未聚类的样本点调用 expandCluster 方法进行处理，查找由这个对象开始的密度相连的最大样本对象集合。在这个方法中处理的主要代码如下：

```
while (iterator.hasNext()) {
   DataObject dataObject = (DataObject) iterator.next();
   if (dataObject.getClusterLabel() == DataObject.UNCLASSIFIED) {
      if (expandCluster(dataObject)) {//一个簇已经形成
         clusterID++;//取下一个聚类标号
         numberOfGeneratedClusters++;
       }
   }
}
```

下面再来看 expandCluster 方法，这个方法的输入参数是样本对象 dataObject。这个方法首先判断这个样本对象是不是核心对象，如果是核心对象再判断这个样本对象的 ε 邻域中的每一个对象，检查它们是不是核心对象，如果是核心对象则将其合并到当前的聚类中。源代码分析如下：

```
//查找输入的dataObject这个样本对象的ε邻域中的所有样本对象
List seedList = database.epsilonRangeQuery(getEpsilon(), dataObject);
//判断dataObject是不是核心对象
if (seedList.size() < getMinPoints()) {
   //如果不是核心对象则将其设置为噪声点
```

```
    dataObject.setClusterLabel(DataObject.NOISE);
    //没有发现新的簇，所以返回 false
    return false;
}

//如果样本对象 dataObject 是核心对象，则对其邻域中的每一个对象进行处理
for (int i = 0; i < seedList.size(); i++) {
    DataObject seedListDataObject = (DataObject) seedList.get(i);

    //设置 dataObject 邻域中的每个样本对象的聚类标识，将其归为一个簇
    seedListDataObject.setClusterLabel(clusterID);

    //如果邻域中的样本对象与当前这个 dataObject 是同一个对象那么将其删除
    if (seedListDataObject.equals(dataObject)) {
        seedList.remove(i);
        i--;
    }
}

//对 dataObject 的 ε 邻域中的每一个样本对象进行处理
for (int j = 0; j < seedList.size(); j++) {
    //从邻域中取出一个样本对象 seedListDataObject
    DataObject seedListDataObject = (DataObject) seedList.get(j);

    //查找 seedListDataObject 的 epsilon 邻域并取得其中所有的样本对象
    List seedListDataObject_Neighbourhood =  database.epsilonRangeQuery(getEpsilon(),
seedListDataObject);

    //判断 seedListDataObject 是不是核心对象
    if (seedListDataObject_Neighbourhood.size() >= getMinPoints()) {
        for (int i = 0; i < seedListDataObject_Neighbourhood.size(); i++){
            DataObject p =  (DataObject) seedListDataObject_Neighbourhood.get(i);
            //如果 seedListDataObject 样本对象是一个核心对象
            //则将这个样本对象邻域中的所有未被聚类的对象添加到 seedList 中
            //并且设置其中未聚类对象或噪声对象的聚类标号为当前聚类标号
            if (p.getClusterLabel() == DataObject.UNCLASSIFIED ||  p.getClusterLabel() ==
DataObject.NOISE) {
                if (p.getClusterLabel() == DataObject.UNCLASSIFIED)  {
                    //在这里将样本对象 p 添加到 seedList 列表中
                    seedList.add(p);
                }
                p.setClusterLabel(clusterID);
            }
```

```
        }
    }
    //去除当前处理过的样本点
    seedList.remove(j);
    j--;
}

//发现新的簇，所以返回 true
return true;
```

8.11　本章小结

早期经常采用朴素贝叶斯的的文本分类方法，后来支持向量机方法成为首选。本章介绍了对文本聚类的方法。除此之外，还可以对人的行为聚类。90 年代末期，美国 S. Reiss 教授通过对 2300 多名被试者的 300 多种行为所做的因素分析表明，人类的所有行为可以聚类为 15 种行为。

8.12　专业术语

Affinity propagation　亲和传播聚类法

Hyper plane　超平面

Information gain　信息增益

K-means　K-均值

Langrange multiplier　拉格朗日乘子法

Maximum entropy　最大熵

Naïve Bayesian model　朴素贝叶斯模型

Support vection machine　支持向量机

Text classification　文本分类

9 第 9 章 文本倾向性分析

人们常常会对某个事物（如产品）发表自己的看法或评论，计算机可以判断该看法或评论是属于对该事物的积极或消极意见，这就是文本倾向性分析。可以结合核磁共振，通过对大脑中的兴奋区域成像来分析“喜欢”或“厌恶”等情感倾向。这里讨论的文本倾向性分析，英文叫作 sentiment analysis 或 Opinion mining。基本的目标就是实现区分出正面、负面或者中性，这叫作极性分类(polarity classification)。可以按好恶程度分出更多的级别，例如，1~5 星级，这叫作星级评分(multi-way scale)。

有文档级别的情感识别，例如对某个电影或酒店的评论自动分类出极性或者星级，这样区分出好评和差评。也许想进一步对好在哪里、差在何处做更细致的分析。所以出现了更细粒度的基于特征的情感识别。例如区分出对手机的屏幕或者照相机的画质的评价，为了准确地识别级性，可以考虑对文本的主客观语句分类，提取出 *n* 个最主观的句子来概括整个评论的褒贬倾向。从技术上来说，就是从主客观混合文本语料中抽取表示主观性的文本。

为了实现基于特征的情感识别，需要从上下文提取出评价的对象。需要提取描述对象的特征，然后判断倾向性描述在每个特征上的极性。“特征”一词在这里既表示描述对象的组成，

也表示属性。

特征抽取是获得关于主题某一方面的具体描述，如汽车的油耗与操控性，数码相机的电池寿命。和信息抽取相比，情感分析中的特征抽取更加自由，因为获得的结果不要求是结构化的。在某些应用中，特征抽取比情感取向判断更加重要，因为需要关注用户的具体意见。例如对某款照相机的评价统计。

照相机：

褒义：125 <独立的评价句子>
贬义：7 <独立的评价句子>
特征：画质
褒义：123 <独立的评价句子>
贬义：6 <独立的评价句子>
特征：大小
褒义：82 <独立的评价句子>
贬义：10 <独立的评价句子>

对事物的观点有直接观点和对比观点两种。

- 直接观点(direct opinion)：例如，这款相机的画质的确有点烂。
- 对比观点(comparative opinion)：例如，这款相机的画质比 Camera-x 好。进行这类情感分析时，首先要确定观点的目标对象是谁。在这个例子中需要用到指代消解确定**这款相机**指哪款照相机。

有时候，作者把情感和事实一起来表达。如“3 寸的液晶显示屏取景非常细致清晰”，情感和具体的特征是分不开的。

除了这些经典的问题外，在针对社会媒体的情感分析中，我们面临更多的挑战。例如，并非所有的与主题相关的用户为中心的内容都是重要的，只有其中少部分引起关注和讨论，甚至进而影响其他用户的观念和行为。因此，评估它们的影响力和预测它们是否得到关注具有重要的应用价值。

除此以外，不合理地利用社会媒体的影响力也值得我们关注。制造事端打击竞争对手，恶作剧心理造谣生事，收受商家好处为特定产品夸大宣传，是典型的误导公众行为。

首先从文本中抽取描述对象的特征。例如，针对汽车的用户体验信息，关于操控性、舒适性、油耗、内饰、配置等方面的评价等被分别抽取列出，因此可以收集到不同用户关于同一特

征的描述并在不同品牌、不同时间段、不同用户群的范围内统计加以比较评估，这样的数据能直接地、准确地反映用户的消费情况和市场反应。再次，需要评估一个用户言论的内在价值和预测将来的关注度。从实务操作上来说，有些重要的言论和事件在几个小时内就会引起广泛的关注。相关的厂家可以及时发现和跟进这种对其产品销售和品牌形象具有重要影响的言论。

为了获取标注好的文本倾向，可以从评论网站，比如豆瓣网或者卓越、携程(www.ctrip.com)等网站抓取所有的评论，这些评论用星级评价来代表褒贬度。

常见具有语义倾向词语的词性及示例如表 9-1 所示。

表 9-1　有语义倾向的词语表

词性编码	词性	示例
a	形容词	美丽、丑陋
n	名词	英雄、熊市、粉丝、流氓
v	动词	发扬、贬低
d	副词	昂然、暗地
i	成语	宾至如归、叶公好龙
p	习惯语	双喜临门、顺竿爬

事实上，对一篇文章而言，它表达的情感的正面或负面是通过主观语句体现出来的，如“产品质量好!”。但是像“它的售价刚好是￥50 元!”这样的客观语句，虽然有“好”这一特征词，但并不表达任何情感。但是如果能区分一篇文章中的主观语句和客观语句，只对主观语句进行特征选择，会对分类的准确率有很大提高。

观点搜索系统使得用户能够查找关于一个对象的评价观点。典型的观点搜索查询包括以下两种类型：

（1）搜索关于一个特定对象或对象特征的观点。搜索用户只要简单给出对象和/或对象的特征即可。

（2）搜索一个人或组织关于一个特定对象或者对象特征的观点。用户需要给出观点拥有者的名字和对象的名字。

判断用户的情感取向(polarity)是喜欢、不喜欢还是中性的。通过对大量用户的感情取向进行统计，我们可以了解用户对特定产品的好恶，甚至对具体的某个特征（如数码相机的镜头、电池寿命等）做出直接的判断和比较。

开源项目 LingPipe(http://alias-i.com/lingpipe)包含了情感识别的实现。LingPipe 从主客观混

合文本语料中抽取表示主观性的文本。可以把电影评论分成正面或负面评价。LingPipe 主要实现了两种分类问题：

- 主观(情感)句和客观句识别。例如，“这部影片很一般”是主观句，而“捕捉昆虫的一般方法”则是客观句。
- 正面(喜欢)或负面(不喜欢)评价。

近年，基于情感的文本分类逐渐被应用到更多的领域中。例如，微软公司开发的商业智能系统 Pulse，它能够从大量的评论文本数据中，利用文本聚类技术提取出用户对产品细节的看法；产品信息反馈系统 Opinion Observer，利用网络上丰富的顾客评论资源，对评论的主观内容进行分析处理，提取产品各个特征及消费者对其的评价，并给出一个可视化结果。

9.1　确定词语的褒贬倾向

在词汇的褒贬计算时，会遇到如下问题：如何发现以及判断潜在的褒贬新词。要不断地扩充我们的褒贬词库，这样才能够使得后续的判断尽可能准确。通常一个小的褒贬词库在词汇的覆盖程度上并不尽如人意，但如果要穷尽所有的褒贬词汇也非易事，如何去发掘潜在的褒贬词汇，是我们亟待解决的难题；对于一些同义词，它们的褒贬性可能相反（如“宽恕”和“姑息”），我们可以根据现有的褒贬词库和同义词库，进行同义词拓展，确定这些极性相反、词义相同的词汇的褒贬。

以下方法不仅能够分析出词的褒贬性，还能够给出该词的褒贬强度。而且，对于同义词的褒贬的扩展也具有一些效果。

具体步骤如下：首先，我们从网络以及现有的褒贬词典中，收集出一定数量的褒贬词汇（数量>=10000）作为种子词库。然后对该词库进行词频统计，分别计算出每个单字在褒贬词库中的频率，根据公式计算出每个单字的褒贬性，最终根据公式计算出每个词汇的褒贬性。

具体公式如下：

$$P_{c_i} = \frac{fp_{c_i}}{fp_{c_i} + fn_{c_i}}$$

$$N_{c_i} = \frac{fn_{c_i}}{fp_{c_i} + fn_{c_i}}$$

其中，fp_{ci} 代表字 c_i 在褒义词库中的词频，fn_{ci} 代表 c_i 在贬义词库中的词频，P_{ci} 和 N_{ci} 分别表示该字作为褒义词时的权重和贬义词时的权重。

由于褒贬词库在数量上并不一定一致。我们对上述公式修正如下：

$$P_{c_i} = \frac{fp_{c_i} \Big/ \sum_{j=1}^{n} fp_{c_j}}{fp_{c_i} \Big/ \sum_{j=1}^{n} fp_{c_j} + fn_{c_i} \Big/ \sum_{j=1}^{m} fn_{c_j}}$$

$$N_{c_i} = \frac{fn_{c_i} \Big/ \sum_{j=1}^{m} fn_{c_j}}{fp_{c_i} \Big/ \sum_{j=1}^{n} fp_{c_j} + fn_{c_i} \Big/ \sum_{j=1}^{m} fn_{c_j}}$$

其中，n 和 m 分别代表褒贬词库中不同字符的个数。

$$S_{c_i} = P_{c_i} - N_{c_i}$$

上式代表字 c_i 的褒贬倾向。

对于由 p 个字符 $c_1, c_2, ..., c_p$ 构成的词语 w，其褒贬倾向 S_w 定义如下：

$$S_w = \frac{1}{p} \times \sum_{j=1}^{p} S_{c_j}$$

下一个问题是，如何得到这个要判断的词语呢？

可以从搜索引擎搜索“褒义词”，然后把所有带引号的词都找出来。例如“保守”是个褒义词，因为搜索结果中有这个带引号的褒义词。再例如一个搜索结果条目：“雷”是时尚界褒义词。所以能自动发现“雷”这个褒义词。

先标注语料，然后通过半监督的学习方法来提取出一些固定的模式，以及扩展出新的评价词语和评价对象。

9.2 实现情感识别

在通用的分词结果上来实现情感识别准确率会比较低。分词阶段产生的错误放大到情感识别的结果上，可能导致识别效果很不理想。

把分词和情感识别集成到一起来做。

评价单元三元组<evaluated subject, focused attribute, value>，其中“focused attribute”对应情感评价单元中的评价对象，“value”对应评价词语。他们将评价词语和评价对象之间的修饰关

系用 8 个共现模板（如:<Attribute> of <Subject> is <Value>）来描述。

在情感句“Well, the picture taken by Cannon camera seems to be good.”中，可以提取如下的评价单元三元组：

<Subject> = Cannon camera

<attribute> = picture

<value> = good

识别句子的极性与星级评分的流程如下：

（1）切分；

（2）标注；

（3）通过匹配规则的方式提取情感元组；

（4）计算极性与星级评分。

将词语分为 5 类：

（1）直接能表达出褒贬倾向的词汇，包括一些名词、形容词、副词和动词，如精彩、荒诞。

（2）表示程度的副词，例如很、非常。

（3）否定词，例如不、没有。

（4）表示转折的连词，例如但是、却。

（5）某些合成词，即按分词的结果拆开单独看不带情感，但是整体带有情感倾向的词组。例如创世纪，分词系统将它分成两个词，这两个词分别出现并不带有褒贬倾向，而当同时出现时，则带有一定的褒义倾向。这样的词还有载入史册等。

设计标注格式为：用[a,c,d,n,v,p,i]表示词性，用[1,2,3,4,5]表示类别，用[+,-,#]表示极性(褒贬性)，用[1,2,3,4,5]表示程度。例如：

原始文本是：这部电影很精彩。

分词结果是：这/r 部/q 电影/n 很/d2 精彩/a1 。/w

标注结果是：这/r 部/q 电影/n 很/d2#2 精彩/a1+2 。/w

其中，很/d2#2 表示程度副词，本身不具有褒贬性，对于褒贬性的影响因子为 2。而精彩/a1+2 则表示形容词，具有褒义情感，情感程度为 2。

匹配模板，得到关键词序列：很/d2#2 精彩/a1+2

在模板匹配成功之后，需要根据一定的规则计算出整句文本的褒贬倾向。这个规则的设定需要在一定程度上体现出语法规则，否则将很容易导致计算出的整个语句的情感倾向错误。例如，程度副词既可能出现在其中心词的左侧，也可能出现在其中心词的右侧（“很好”，“好得很”）。本系统文本褒贬倾向计算规则设定如下：

（1）根据模板从文本中取出所有模板成分对应的词，去掉不相关的词，组成一个序列。

（2）第一遍扫描序列，找到所有程度副词（类别为 2），将其程度值乘到模板中离其最近的一个 1 类词的程度值上（考虑到副词可能位于其中心词的前面或者后面，所以这里的“最近”是前后双向的查找，同时由于副词在前的情况比较多，所以前向查找的优先级高）。具体的处理是标注程度为 3 的因子为 1.5，程度为 2 的因子为 1，程度为 1 的因子为 0.5。

（3）第二遍扫描序列，找到所有否定词（类别为 3），将其往后碰到的第一个 1 类词的褒贬性取反。

（4）第三遍扫描序列，以转折词为单位将序列分成几个小部分，对每个小部分累加其 1 类词的褒贬倾向值，然后按转折词类型的不同乘以转折词相应的权值。让步型如“虽然”，对应部分要减弱；转折型如“但是”，对应部分要加强，最后各部分相加得到文本的褒贬倾向值。计算“这部电影很精彩”得到的褒贬倾向值为 2，即最终判定为褒性评论。

提取出来的情感分析元组 SentimentDataObject 类所包含的方法如下：

描述主体：getEntity()；

情感词在语境中的极性，true 为褒义，false 为贬义：isPositive()；

所在的句子：getSentence()。

例如：有情感倾向的句子“湖南电信 ADSL 不能拨号”中，描述主体是“湖南电信 ADSL”，isPositive=false。

提取情感识别过程：

```
DocumentSentimentMiner dsm = new DocumentSentimentMiner();
String documentContent  = "添加到搜藏已解决 湖南电信 ADSL 不能拨号!! ";
dsm.mineDocumentSentiment(documentContent);
//得到情感元组集
List<SentimentDataObject> seArray = dsm.getSentimentInf();

//输出情感分析元组
for(SentimentDataObject s:seArray){
```

```
    System.out.println(s.toString());
}
```

negseed.txt 为贬义词库，posseed.txt 为褒义词库。标准 Trie 树模板如图 9-1 所示。

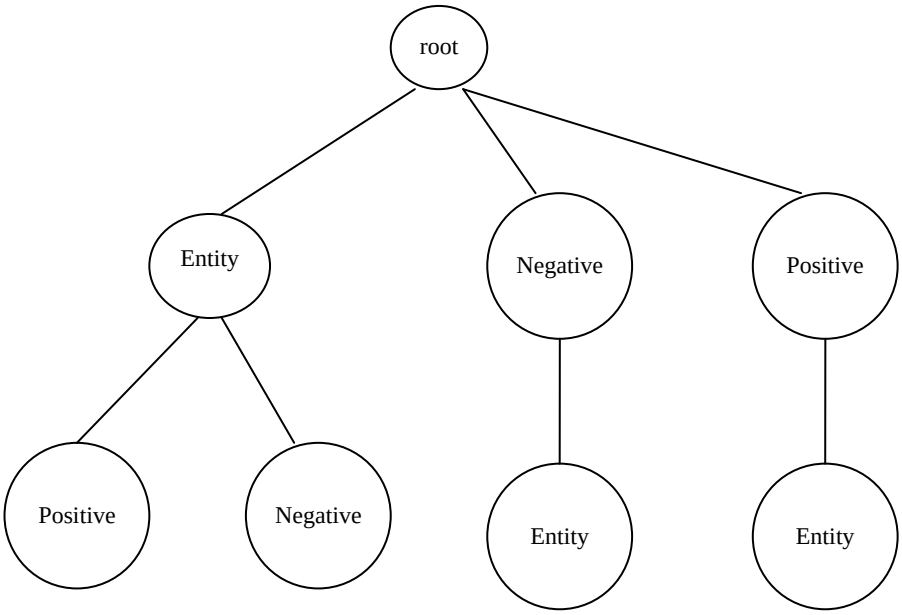


图 9-1 标准 Trie 树模板

定义情感分析相关的枚举类型：

```
public enum OpinionType {
    entity , //描述主体
    positive, //正面评价
    negative, //负面评价
    attribute, //特征
    tuple //元组
}
```

以情感句“为什么中国移动的信号比联通的信号好”为例。

[中国移动] [的] [信号]中心语是[中国移动]，而[中国移动] [比] [联通] [好]的中心语是[中国移动]。

```
public class OpinionSpan {
    public int length;  //长度
    public OpinionType type; //类型
```

```
    public int headId=-1;  //中心语
}
```

[中国移动] [比] [联通] [好]的规则写法：

```
ArrayList<OpinionSpan> lhs = new ArrayList<OpinionSpan>();  //左侧序列
ArrayList<OpinionType> rhs = new ArrayList<OpinionType>();  //右侧序列

rhs.add(OpinionType.entity);  //中国移动
rhs.add(OpinionType.compare); //比
rhs.add(OpinionType.entity);  //联通
rhs.add(OpinionType.positive);  //好
lhs.add(new OpinionSpan(4,OpinionType.tuple ));//元组
```

[[中国移动]/entity [比]/compare [联通]/entity [好]/positive]/tuple。通过中心语来提取出倾向性和对应的实体。

通过匹配模式来标识描述对象和倾向。为了实现同时查找多个模式，可以把模式组织成 Trie 树。

褒贬强度(<否定词><情感词>) = - 0.5 * 褒贬强度(<情感词>)

9.3 本章小结

本章介绍的自然语言处理技术用机器学习的方法处理文本信息，让搜索引擎体现了基本的智能。聚类算法除了已经介绍的 DBScan 和 KMeans 聚类方法，还有层次聚类、数据流聚类等算法。

知名的句法分析树有：Michael Collins 实现的句法分析包(http://www.cs.columbia.edu/~mcollins/code.html)以及 Dan Bikel 实现的句法分析包(http://www.cis.upenn.edu/~dbikel/#stat-parser)

基于上下文无关文法(Probabilistic Context-Free Grammars 简称 PCFG)的句法分析方法一直是该领域研究的主流，但 PCFG 存在的一个重要的问题是语法缺少对词汇的敏感性。因此，对 PCFG 模型的改进可以分为以下两种：引入词汇化信息和扩展非终结符标记。即目前最常见的两大类句法分析模型：词汇化模型和非词汇化模型。词汇化模型中，词汇信息在训练语法规则模型时起主导作用，而非词汇化模型则利用非终结符的潜在信息。

Hoad 和 Zobel 提供了一份语义指纹的综述“Methods for Identifying Versioned and Plagiarised Documents”和一种用于近似重复检测的基于词的相似性度量方法。他们的评估主要集中在查询文件的不同版本和抄袭文件。Bernstein 和 Zobel 在论文“Accurate discovery of co-derivative documents via duplicate text detection”中描述了一种全指纹来寻找来源相同的文件的技术。

Bernstein 和 Zobel 在论文“Redundant documents and search effectiveness”中研究了重复对检索效果的影响。他们展示了一个 TREC 数据集中的 15%的相关文件是冗余的，冗余文档对搜索结果集有显著的影响。

Henzinger 在论文“Finding near-duplicate web pages: a large-scale evaluation of algorithms”中描述了一种对于 Web 近似重复检测的大规模评估。这篇论文比较了 Shingling 算法和 Simhash 算法这两种技术。Henzinger 的研究使用了 16 亿个网页。他的结果表明，对于同一个站点上的冗余页面，这两个算法效果都不好，因为相同站点让网页看上去近似。当网页在不同站点的时候，Simhash 算法的精度达到了 50%，而 Broder 算法只有 38%。

KEA(http://www.nzdl.org/Kea)是一个开源的关键词提取项目。

华盛顿大学开发的开放式互联网信息提取系统“TEXTRUNNER”提取实体和它们之间的关系。例如“海德公园”和“英国”的关系是“位于”。当用户提问“海德公园位于哪里？”时，系统可以根据提取出的信息回答“英国”。这个系统依赖手工编写的提取规则，或者手工标注的训练例子来实现信息提取(Information Extraction)。

GATE(http://gate.ac.uk)是一个应用广泛的信息抽取的开放型基础架构，该系统对语言处理的各个环节均能提供很好的支持——从语料收集、标注、重用到系统评价。

文本分类的方法除了支持向量机的方法和基于规则的方法以外，还有隐含狄利克雷分配(LDA，Latent Dirichlet Allocation)等。

Carrot2(http://project.carrot2.org/)是一个开源的聚类搜索引擎，可以把其它网站的搜索结果聚类。

在 Google 出现以前，获取的知识往往是局域性的，想要全球性范围内获取知识被 Google 部分解决了。但是 Google 的机器翻译仍然不够完美，这导致了一个获取知识的瓶颈。

9.4　专业术语

Comparative opinion　对比观点

Direct opinion 直观观点

Polarity classification　极性分类

Sentiment analysis　文本倾向性分析

Multi-way scale　星级评分

10

第 10 章
问答系统

问答系统（Question Answering System，QA）是一种高级的信息检索系统。它可以使用准确的自然语言回答用户提出的问题。问答系统的研究是人工智能和自然语言处理领域备受关注的研究方向。搜索引擎不能代替问答系统，因为用户在查找答案上需要花更多的时间。

Kensho 公司的沃伦软件是一个金融领域的问答系统。在简单的文本框里输入复杂的金融问题。例如，当三级飓风袭击佛罗里达州时，哪支水泥股的涨幅会最大?(最大的赢家是谁?德州工业[Texas Industries])。又或者，当朝鲜试射导弹时，哪支国防股会涨得最多?(雷神公司[Raytheon]、美国通用动力公司[General Dynamics]和洛克希德马丁公司[Lockheed Martin])。当苹果公司发布新 iPad 时，哪家苹果公司的供应商股价上涨幅度会最大?(为 iPad 内置摄像头生产传感器的豪威科技股份有限公司[OmniVision])。要回答此类问题，即使对冲基金的分析师能找到所有的数据，这也要花上他们数天的时间。但沃伦软件可以通过扫描药物审批、经济报告、货币政策变更、政治事件以及这些事件对地球上几乎所有金融资产的影响等 9 万余份资料，立刻为 6500 万个问题找到答案。

问答系统中的知识库核心就是一个问答对集合，把问题作为键，答案作为值组成的键/值对。

用户给定的问题作为键查询这个键/值对。

最简单的问答系统分为两个步骤。

- 用户问题归一化：包括拼写纠错、简繁转换等步骤。
- 查询问答对集合：包括匹配知识库中各种格式的问题。

有两种形式的问答系统。

- 问答式：简单的无语境的自动问答系统，也就是一问一答的形式。
- 交互式：能够在前期与用户互动形成的语境的基础上提问题，而不是孤立地提问。

10.1　问答系统的结构

系统分为两个阶段：离线准备知识库阶段，和在线用户对话阶段。在线用户对话阶段根据对用户问题和知识库内容的理解和用户的理解产生答案。问答系统具体来说：

- 按照各种格式准备好知识库——普通问答对的形式、freebase 的形式、文法（句子模板）的形式。
- 理解用户提出的问句，查询知识库。
- 根据聊天对象生成答案，根据情况生成维度(地域维度、平台维度等)。

答案在哪里？搜搜问问开放 API。问天气，调用 WebService 返回答案。网站留言板中的问答对。通过直接取得数据库或者爬虫抓取政府网站的咨询信箱、电话信箱、办事大厅等版块。一个问题可能有好几个参考答案，系统最好能够整合出一个最完整和准确的答案。

可以采用精准匹配的方式实现问答系统，为了提高召回率，也可以用查询的方式返回一个最有可能的答案。

精准匹配的问答系统首先分析问句，把问题转换成 SQL 语句，然后根据 SQL 语句查询数据库，最后生成答案。

从句子模板提取实体信息，然后生成 SQL 语句，查询数据库表。例如：

```
create table book(
    name String, --书名
    price decimal(2)     --价格
)
```

根据问句“《自己动手写搜索引擎》的价格是多少？”匹配模板“《书名》的价格是多少？”

得到模板对应的三元组：“价格(书名,?)”，然后生成如下的 SQL 语句：

```
select price from book where name = '自己动手写搜索引擎'
```

10.1.1 提取问答对

从留言板问答中提取问答对。每个问题有多个参考答案，每个问题的每个答案给一个置信度值。

分析句子之间的连贯关系(Coherence relation)，找一个用户一次性提交的多个问句中句子之间的关系。

```
public enum SentenceRelation {
    increase,        //递进
    supplement       //补充
}
```

补充型问句的例子：请问加拿大移民回国探亲，通过海运带回一些个人使用过的物品是否要交纳关税？对物品种类、重量、体积和价值是否有要求？请问如果是加拿大公民第一次回国工作，上述情况又如何？

递进型问句的例子：朋友想从英国寄一个三星手机过来。价值 200 多美元。通过邮政快递寄过来。请问需要付关税吗？要付多少钱关税？

另外一个递进型问句的例子：中国公民，在德国工作三年，搬家回国，能把自用的车（02 年的奔驰 C 级轿车）带回去吗？如果能带，要交多少税费？

根据事实描述性句子生成用户可能提出的问题。

10.1.2 等价问题

等价问题集：

化妆品入境有何要求?

什么样的化妆品是不能入境的？

可以人工整理，或者采用自然语言生成技术生成出等价的问句。

不能够简单的用字面替换同义词的方式得到同义的句子。例如：“还”的同义词有“归还”，但是不能把“比这还要多”替换成“比这归还要多”。

分词之后，根据上下文标注出一些词的同义词，以及上位词或者下位词。根据语义标注的结果生成等价问句。

10.2　问句分析

问句有：是非问句、特指问句、选择问句、正反问句等。

可以从问句中抽取出关系元组。问句中包含一个问号，表示要找的实体。如果包含答案的文本的关系与问题中提取出的关系一致，然后就要提取与问号相对应的那部分内容当作问题的答案。例如，存在关系元组：发现(维拉扎诺, 北美洲)。把“谁发现了北美洲?”这个问题转化成：发现(?, 北美洲)。给出答案：维拉扎诺。根据问句词汇化的功能解析树得到关系元组。

```
class Part{
    String function; //功能，例如：实体或者属性
    String term; //词
}
```

“《呐喊》的作者是谁？” 根据问句模板得到关系元组：作者(呐喊,?)。复杂问题的分析：“《呐喊》的作者的故乡是哪里？”首先找到《呐喊》的作者是“鲁迅”，然后再找鲁迅的故乡。“《呐喊》的作者的故乡是哪里？”得到嵌套的关系元组：故乡(作者(呐喊,?) ,?)

生成问句树。然后从顶向下找答案，最后从底向上返回答案，如图 10-1 所示。

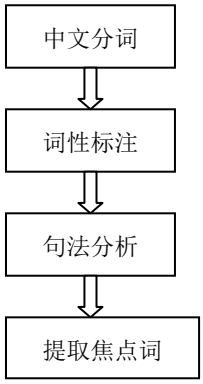


图 10-1　问句分析

10.2.1　问题类型

问题类型作为一个维度，是计算用户问题和标准问题相似度的一个参考值。

问题有如下这样的类型。询问人的，如：谁发现了北美洲?。询问时间的，如：人类哪年登陆月球？询问数量的，如：珠穆朗玛峰有多高？询问定义的，如：什么是氨基酸？询问地点和位置的，如：芙蓉江在重庆市哪个县？询问原因的，如：天为什么是蓝的？询问一个集合的，如：三星手机有哪些型号？

问题类型及相关举例列表如表 10-1 所示。

表 10-1　问题类型

问题类型	对应的疑问词	例子
询问原因	为什么、为何、通用疑问词+(原因)	为什么天空总是蓝色的? 电影《阿凡达》取得巨大的成功的原因是什么?
询问时间	何时、通用疑问词+(时间 / 时候 / 年 / 月 / 日 / 天)	何时去黄山? 什么时候举办上海世博会?
询问人物	谁、通用疑问词+(人 / 表示人职业的名词)	谁是篮球史上最伟大的球员? 哪位科学家发现了光电效应?
询问地点	哪里、哪儿、何处、何地、通用疑问词+(地方 / 地点 / N / 国家 / 省 / 城市 / 城镇 / 表示地点的名词)	2010年世界杯在哪里举办? 中国的哪个城市最适合人居?
询问实体	通用疑问词+(一般名词)	什么鸟不会飞? 奥巴马是哪个党的总统候选人?
询问数量	多少、多高、几、多	胡夫金字塔到底有多高? 光在真空的速度是多少?
询问方式	怎么 / 怎样 / 如何+(一般动词)、通用疑问词+(方式 / 方法)	地震发生时应该怎么做? 什么方法能克服高山反应?
询问描述	通用疑问词+(是动词)、怎么样+(一般名词)	什么是温室效应? 最近天气怎么样?

问题类型确定有几种方法。

根据疑问词确定：

谁：PERSON

哪里：LOCATION

哪天：DATE

多少：NUMBER

模板方式：

有的问句单纯只靠疑问词无法判断问句的类型，例如：“怎么”这个词，既可能是询问原因，也可能是询问方法。“我的包裹怎么没有放行”是询问原因。“包裹怎么无法退回啊”是

询问方法。

怎么没有 + 动词　　询问原因

怎么无法 + 动词　　询问方法

使用有限状态机同时匹配这些模板。

或者采用依存树。

在“怎么没有 + 动词”这样的环境中，“怎么”依赖“动词”的关系是“原因”。

在“怎么无法 + 动词”这样的环境中，“怎么”依赖“动词”的关系是“方法”。

人工生成“怎么无法退回”依存树的代码如下：

```
//无法 -> 退回
TreeNode adv = new TreeNode(new WordToken("无法", 2, 4));
TreeNode verb = new TreeNode(new WordToken("退回", 4, 6));

adv.governor = verb;
adv.relation = DependencyRelation.AVDA;

//怎么 -> 退回
TreeNode wh = new TreeNode(new WordToken("怎么", 0, 2));
wh.governor = verb;
wh.relation = DependencyRelation.Method;  //依存关系是“方法”

ArrayList<TreeNode> struct = new ArrayList<TreeNode>(); // 第一层
struct.add(wh);
struct.add(adv);
struct.add(verb);
verb.order = struct;

TreeNode depTree = verb; //依存树的根节点

System.out.println(depTree.toSentence()); //根据依存树输出句子
depTree.getStructure(); //输出句子的结构
```

对于问句，疑问词对问题分类有很好的区分作用，例如：“谁”、“何人”等对问题分类有重要的指示作用，通过这些疑问词，即可知道问句的询问对象是人，为后面的处理大大缩小了范围。但是有的问句单纯只靠疑问词无法判断问句的类型，例如什么、怎么等，根据疑问词无法判断出问句的类型，但是根据和疑问词有依存关系的名词可以确定问题的分类，例如“哪个国家发射人造卫星”，只是由疑问词“哪个”很难确定问题的分类，提取了与疑问词有依存

关系的“国家”后，就可以清楚地知道这个问题应该分类到 LOC 类中。当然不是所有问题都能用上面 2 个方法解决，例如：人造纤维是什么，根据疑问词“什么”无法确定问题类型，没有寻找到与疑问词有附属关系的名词，无法判断出问句的类型，所以需要分析整个问句来获取问句的类型。根据依存句法分析器找出问句主干，形成了问题分类特征。例如，对“中华人民共和国的主席是谁”提取的句子主干为“主席 是 谁”，由于疑问词“谁”同时也是句子主干的一部分，且没有与疑问词相关的名词，于是提取的最终特征为“主席 是 谁”。又如，“阿尔及利亚的首都是什么城市”，利用上面的方法提取出的问句主干是“首都 是 什么 城市”。这种提取方法可以减少修饰性词汇对问题分类的干扰，提高问题分类的准确性。

从语义的角度分析句子主干获取其上位词，使问句特征项更具一般特性，从而能更容易，更准确地得到问句分类。

知网是目前国内公认比较好的一个中文知识库。知识词典是知网系统的基础文件，其中，每一个词语的概念及其描述形成一个记录。每一个记录主要由 8 项内容组成，格式说明如下：

NO=当前义项编号
W_C=汉语词语
W_E=英语词语
G_E=英语词语词性
G_C=汉语词性
E_C=汉语词语例子
E_E=英语词语例子
DEF=概念定义

根据知网中 DEF 的特性，利用句子主干词汇和知网的 W_C 进行匹配，提取 DEF 中的第一位置标注的义原作为词语的上位词。

以“公园”字为例，它的某个义项的标注如下。

NO.=030949
W_C=公园
G_C=N
E_C=
W_E=park
G_E=N
E_E=

DEF=facilities|设施,space|空间,public|共,@WhileAway|消闲

根据前面上位词的定义，“公园”的上位词是“设施”。

可以提取问句主干的上位词作为计算问题类型的特征之一，而疑问词本身无须获取上位词。例如“中华人民共和国的主席是谁？”的特征项为“人 是 谁”，又如“人造纤维是什么”的特征项为“材料 是 什么”。

理解问句的模板。例如模板：<歌手>唱过哪些歌？

用户提问“周杰伦唱过哪些歌？”。把“周杰伦”这个词当成一个“歌手”。

问句“有哪些日本女歌手”用规则“<国籍><性别>歌手”匹配。

10.2.2　句型

一种语言的句子是无限的，而句型是有限的。

需要什么手续？

需要什么<n>

需要交的税是多少？

需要<v>的<n>是多少

化妆品入境有何要求

<n><v>有何要求

10.2.3　业务类型

把标准问题做多层次的业务分类。采用伪相关性反馈技术，把搜索结果中出现最多的类别认为是用户问题应该属于的类。如果根据相关度返回的最相关的问题所属的业务类别不是该类，则降低这个问题的相关度。

10.2.4　依存树

问句“《贵妃醉酒》主要剧情是什么？”的依存树图如图 10-2 所示。

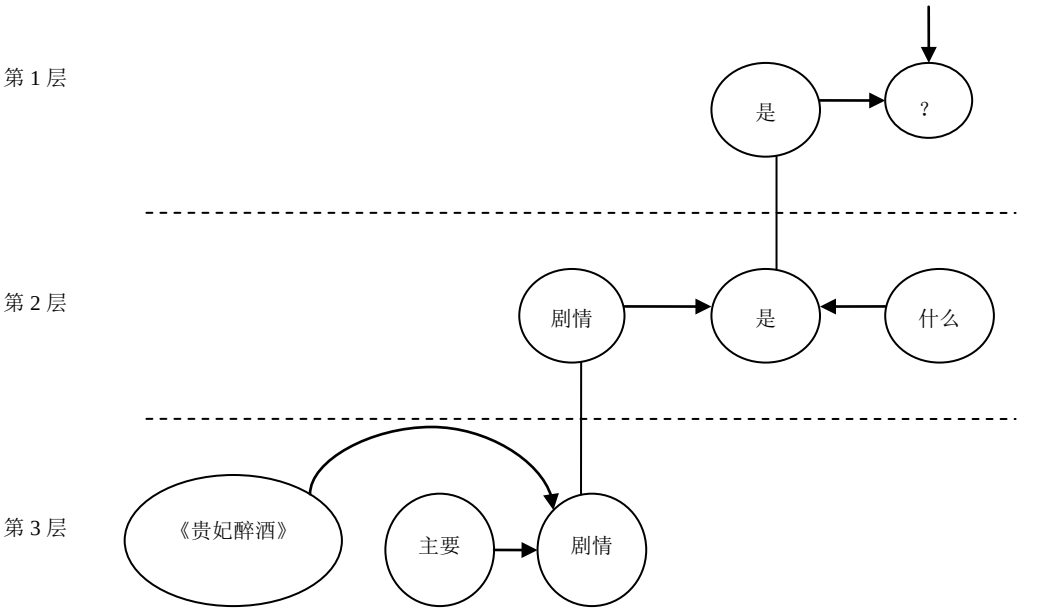


图 10-2　依存文法树图

依存树可以用来从问句中提取焦点词。例如，“化妆品税率是多少?”这句话得到的依存树如图 10-3 所示。

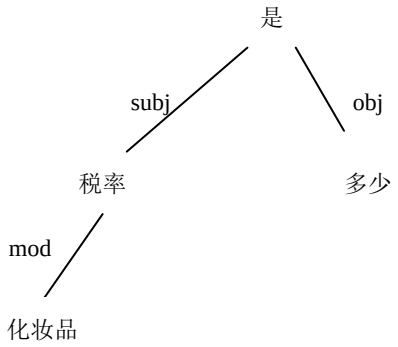


图 10-3　依存树举例

根据中心词和疑问词在依存树中的相对位置来提取焦点词。

- 疑问词修饰焦点词，例如：哪几个海关可以办理机动车进口业务
- 焦点词在前，疑问词在后，都依赖助动词，例如：火警电话号码是什么?

先找到疑问词，然后找疑问词的支配词。如果支配词 *w* 是左边的动词，则 *w* 的左依赖词就是中心词。如果支配词 *w* 是右边的名词，则 *w* 本身就是中心语。

根据词性规则生成依存树。例如，一个“主谓宾”形式的依存规则如下：

```
seq = new ArrayList<POSSeq>();
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.n, 1, DependencyRelation.SUBJ));
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.v, 0, null));
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.ry, -1, DependencyRelation.OBJ));
addRule(seq);  //把规则加入到规则树
```

采用多模式匹配的方法让问句同时匹配多个规则，因此规则可以在几千个以上。

除了根据词性，也可以根据词生成依存树。

如果规则不够多，无法得到问句完整的依存树，可以生成依存子树，然后再根据依存子树得到焦点词。

10.2.5　指代消解

“打电话回去查询，欧洲那边的答复是他们车都没有在发动机上印号码的，”这里的“那边”指代“欧洲”。

“请问加拿大移民回国探亲，通过海运带回一些个人使用过的物品是否要交纳关税？对物品种类、重量、体积和价值是否有要求？ 请问如果是加拿大公民第一次回国工作，上述情况又如何？” 这里的“上述情况”指代前面两句话的内容。

实现方法是：如果碰到一个代表地名的代词，就往回找地名，用最近的地名作为这个词的指称词。例如上面的例子中，“欧洲”是“那边”的指称词。

根据依存树检测零指代，也就是省略。例如，一句话有谓语和宾语，但是缺少主语，则从前面的句子中找主语。

10.2.6　二元关系

表层特征没有考虑语法、语义的因素，因此很有可能出错。比如对于两个不同的问题“青蛙吃什么动物？”和“哪些动物吃青蛙？”，通过问句分析，它们对应的问句类型都是生物。 通过文档和段落检索，由于查询关键词均为“青蛙”和“吃”。检索出来的文档包括这样的一些句子：“成年的青蛙主要吃昆虫，偶尔也会吃小鱼，蚯蚓和蜘蛛”，“鳄鱼一般会吃水边的动

物，譬如鱼，蛇，青蛙，乌龟和一些哺乳动物”。因此，一个基于表层特征的系统，是无法区分这两个问题的区别的。因此这类方法具有局限性。为了克服上述缺陷，不少研究者提出了不同的改进。START 系统采用的办法是把问句和文本中的句子转换成三元组的形式，三元组基本的构成是〈主语，动词，宾语〉，去掉了句子中的一些修饰成分，譬如上面场景中的问句变成的三元组就是〈青蛙，吃，什么〉和〈什么，吃，青蛙〉，与第一个问句相匹配的文本三元组应该是〈青蛙，吃，昆虫〉，〈青蛙，吃，小鱼〉等，与第二个问句相匹配的文本三元组应该是〈鳄鱼，吃，青蛙〉，〈蝙蝠，吃，青蛙〉，很容易的，就可以从文本三元组中获得答案而不会产生混淆了。

事实：

无间道<E>主演<P>刘德华<V>
让子弹飞<E>主演<P>葛优<V>

问题：

（1）无间道谁演的？刘德华
（2）谁是无间道的主演？刘德华
（3）让子弹飞谁演的？葛优

标注问题模板：

（1）<MOVIE>谁演的?<PERSON>
（2）谁是<MOVIE>的主演?<PERSON>
（3）<MOVIE>谁演的?<PERSON>

定义二元关系类。

```
public class Relation {
   private String relationName;
   private String entity1;
   private String entity2;
   private boolean negation;
}
```

提取与问号相对应的那部分内容当作问题的答案。Relation 类中的 answer 方法实现如下：

```
public String answer(Relation q) {
   if (!q.relationName.equals(relationName)) {
      return null;
   }
```

```
   if (q.entity1.equals("?") && q.entity2.equals(entity2))
      return entity1;
   else if (q.entity2.equals("?") && q.entity1.equals(entity1))
      return entity2;

   return null;
}
```

测试：

```
Relation fact = new Relation("发现","维拉扎诺", "北美洲");
Relation question = new Relation("发现","?", "北美洲"); //谁发现了北美洲?
System.out.println(fact.answer(question)); //维拉扎诺
```

“谁发现了北美洲?”这个问题也可以转换成下面的逻辑表示：

```
person(e1) & 发现(e1, 北美洲) & answer(e1)
```

例如，要做一个戏曲知识相关的问答系统。比如梅兰芳演过哪些戏？霸王别姬的剧情是什么？收录所有的戏曲、人物、角色等。答案是根据知识库生成出来的。

有很多条这样的记录：

剧名：X

剧情：Y

主要角色：Z 每个角色的扮演者 A。

可以通过剧名定位这条记录后，找这条记录的一些具体描述信息。例如有问句“《贵妃醉酒》的主要角色是谁?”用关系元组来表述这个问题：主要角色(《贵妃醉酒》 ,？)。离线准备好的关系元组：主要角色 (贵妃醉酒 , 杨贵妃)，主要角色 (贵妃醉酒 , 裴力士)，主要角色 (贵妃醉酒 , 高力士)。这样给出答案：<杨贵妃 , 裴力士 , 高力士>。

这样的关系元组是如何提取出来的呢？

例如，问句“京剧《贵妃醉酒》的主要剧情是什么？”中存在二元关系：剧情 (戏曲名称，剧情内容)。把“京剧《贵妃醉酒》的主要剧情是什么？” 转换成二元关系：剧情 (戏曲名称， ？)。这样直接从知识库中提取出剧情内容。

问题：“《贵妃醉酒》讲了怎样的故事？”和“《贵妃醉酒》的主要故事情节”转换成同一个关系“故事”转义成“剧情”。

因为用户可能用专业的术语提问或者采用通俗的方法提问，所以对于同义词，需要做语义归一化。同义词词典，内容是自己专门定义的。

故事:剧情

除了处理问句，还有离线的从网页中提取答案模块：

《贵妃醉酒》写的是唐明皇宠妃杨玉环与明皇约在百花亭赴筵，久候明皇不至，原来他早已转驾西宫。贵妃羞怒交加，万端愁绪无以排遣，遂命高力士、裴力士添杯奉盏，饮致大醉，怅然返宫。

<剧名>-剧情-简介，<剧名>-讲述-了，<剧名>-说的-是。这些都是回答同一个问题的规则。

“比尔·盖茨在微软公司工作。”这句话提取出这样的实体-关系：

人的从属关系(比尔·盖茨, 微软公司)

挖掘生物医学文献。致癌基因的检测，例如：基因 X 的突变 Y 导致恶性肿瘤 Z。

生活在(人,位置)

工作在(人,公司)

收购(公司,公司)　例如: 收购(Google,YouTube)

10.2.7　逻辑表示

把问句表示成逻辑形式。

中国首都是不是北京？

IsTrue(Assert(首都, 北京))

北京市有几个区?

Count(x) ^ 区(x) ^ 位于(x , 北京)

基于逻辑表示的问答系统叫作深度问答系统。

逻辑表示问句的另外一个例子：

How hot does the inside of an active volcano get?

get(TEMPERATURE, inside(volcano(active)))

10.2.8　问句模板

句子模板的例子：[中国|中华人民共和国]成立[日期|时间]。

把倒装问句改成正常问句，然后再用句子模板匹配正常问句。例如“板栗怎么剥”改成“怎

么剥板栗”，然后再匹配句子模板“怎么剥[板栗|栗子]”。

两个 Trie 树，第一个 Trie 树切分问句，第二个 Trie 树根据切分结果把问句归约到某个三元组。

以模板“[包裹][没有][放行|发送][原因|为什么|怎样]”为例。词典放入基本词：{包裹，没有，放行，发送，原因，为什么，怎样}。[包裹]编号 1，[没有] 编号 2，[放行|发送] 编号 3，[原因|为什么|怎样] 编号 4。文法树增加规则序列{1,2,3,4}。

把解析出来的句子模版结果放到一个 Rule 类的实例中。

```
public class Rule {
   public ArrayList<String> rhs = new ArrayList<String>(); // 右边的Token序列
   public HashMap<String, HashSet<String>> words =
         new HashMap<String, HashSet<String>>();//基本词和对应的类型
}
```

使用 RightParser 类解析句子模板。测试“询问包裹”的句子模板如下：

```
String ruleName ="询问包裹";
String right="[包裹][没有][放行|发送][原因|为什么|怎样]";
Rule rule = RightParser.parse(right, ruleName);
System.out.println(rule);
```

输出：右边的 Token 序列：[询问包裹 p-0, 询问包裹 p-4, 询问包裹 p-8, 询问包裹 p-15]。其中的 Token 名字根据 Token 在模版中出现的位置生成。

词表内容：{原因=[询问包裹 p-15], 包裹=[询问包裹 p-0], 为什么=[询问包裹 p-15], 放行=[询问包裹 p-8], 怎样=[询问包裹 p-15], 发送=[询问包裹 p-8], 没有=[询问包裹 p-4]}]

根据词典 Trie 树和规则 Trie 树处理问句。得到得到邻接链表表示的词图，也就是 AdjList 类的对象。为了防止重复匹配上某个规则，导致死循环，AdjList.addNew(CnToken)方法只加入新的边。根据文法增加边的代码如下：

```
boolean findNew = true;
while (findNew) {
   findNew = false;
   for (int offset = 0; offset < sentence.length(); ++offset) {
      ArrayList<GraphMatcher.MatchValue> match =
            GraphMatcher.intersect(g, offset, rule);

      for(GraphMatcher.MatchValue m:match){
         CnToken newEdge =
       new CnToken(m.start,m.end,sentence.substring(m.start,m.end),m.ruleName);
```

```
            findNew = g.addNew(newEdge);
        }
    }
}
```

开放性的词作为变量，封闭的词组成句子模版。例如：“*X* 怎么治”，其中的 *X* 用糖尿病代替，就变成了：糖尿病怎么治。*X* 用癌症代替，就变成了：癌症怎么治。用句子模板表示：

```
QuestionGrammar grammar = new QuestionGrammar();

Nonterminal nt = new Nonterminal("询问方法","88");
String right="[糖尿病:7|肾结石:9]怎么治疗";
grammar.add(nt, right);

String question = "糖尿病怎么治疗";
Result r = grammar.getReply(question);
System.out.println("答案:" + r); //返回问题编号 7
```

用关系元组表示：“*X* 怎么治”转换成“治疗(*X*, ?)”。“糖尿病怎么治”转换成“治疗(糖尿病, ?)”。

使用搜索引擎搜索“孕妇能　吗”。提取问题和答案。这样能搜索出来“孕妇能吃羊肉吗”和“孕妇能吃龙虾吗”等类似问题。反过来，根据“孕妇能吃羊肉吗”和“孕妇能吃龙虾吗”等类似问题提取出句子模板：孕妇能<动词短语>吗。

孕妇能<动词短语>吗？这叫作元知识。孕妇能吃龙虾吗？这叫作知识。

爬虫抓取问句后，使用问句专用的同义词库生成句子模板。例如：“怎么”和“如何”算同义词。生成句子模板“[怎么|如何]治疗癌症”。

“When does <performer> perform in <place>?”是一个问题模板。“When does Depeche Mode perform in Globen?”是一个问题。

使用带权重的 LCS 算法计算句子模板和问题的相似度。

计算问题和句子模板的编辑距离，以词为单位做编辑距离计算。需要考虑两个词语义是否相等，也就是说，是否同义词。

根据问题生成编辑距离自动机，编辑距离自动机和句子模板求交集。找出编辑距离最近的句子模板。

10.2.9　结构化问句模板

二元关系：

关系名（实体 1，实体 2　）

从前往后收集实体和关系名，如图 10-4 所示。

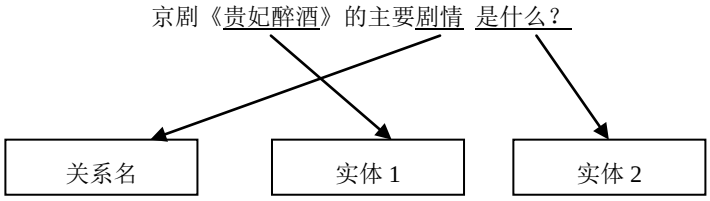


图 10-4　根据问句提取二元关系

首先提取“戏曲名称”，假设词表中存在“贵妃醉酒”这个实体词，如果不存在，可以用《剧名》这样的规则识别。

疑问词表：什么

系动词：是

关系名：剧情

首先把输入句子变成词序列，然后在词序列应用有限状态转换，变成关系元组，如图 10-5 所示。

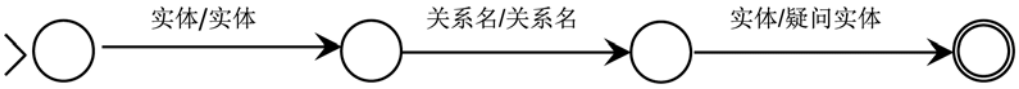


图 10-5　有限状态转换

有限状态转换的结果是一个 Relation 对象。测试从问句提取疑问关系元组：

```
QuestionTemplate qt = new QuestionTemplate();
String question = "京剧《贵妃醉酒》的主要剧情是什么？";
Relation r = qe.extract(question);
System.out.println(r); //输出 relationName:剧情 e1:贵妃醉酒 e2:?
```

一边是对问题进行元组关系抽取，一边是对文本进行元组关系抽取，然后将元组关系中与“？”相对应的部分的内容返回。

```
QuestionExtracter qe = new QuestionExtracter();
```

```
String sentence = "京剧《贵妃醉酒》的主要剧情是什么？";
ArrayList<Token> tokens = qe.extract(sentence);
Relation question = qe.transduce(tokens);
System.out.println(question); //输出relationName:剧情 e1:贵妃醉酒 e2:?

Relation fact = new Relation("剧情","贵妃醉酒", "唐明皇宠妃杨玉环与明皇约在百花亭赴筵，久候明皇不至，
原来他早已转驾西宫。贵妃羞怒交加，万端愁绪无以排遣，遂命高力士、裴力士添杯奉盏，饮致大醉，怅然返宫。");
System.out.println(fact.answer(question)); //输出：唐明皇宠妃杨玉环与明皇约在百花亭赴筵，久候明皇
不至，原来他早已转驾西宫。贵妃羞怒交加，万端愁绪无以排遣，遂命高力士、裴力士添杯奉盏，饮致大醉，怅然返宫。
```

二元关系知识库可以简单的用一个数据库表来表示。

```
create table binary_relation(relationName entity1,entity2)
```

二元关系问题：剧情 (贵妃醉酒， ？) 转换成为：

```
select entity2 from binary_relation where relationName="剧情" and entity1 = "贵妃醉酒"
```

可以用 Access 数据库，因为它只是一个 mdb 文件，不像 Mysql，需要安装并启动管理进程。jdbc 可以直接访问这个 mdb 文件，也不需要特别的驱动程序。根据二元关系问题查找答案的代码如下：

```
Properties p = new Properties();
p.put("charSet", "GBK"); //指定数据库文件的字符集
Class.forName("sun.jdbc.odbc.JdbcOdbcDriver");
String dburl = "jdbc:odbc:driver={Microsoft Access Driver (*.mdb)};DBQ=Database1.mdb";
Connection conn=DriverManager.getConnection(dburl,p);
//根据问题中提取出来的关系直接到这个二元词表里查找答案
String sql = "select Entity2 from Binary_Relation_table where RelationName=? and Entity1=?";

PreparedStatement stmt = conn.prepareStatement(sql);
stmt.setString(1, "剧情");
stmt.setString(2, "贵妃醉酒");
ResultSet rs = stmt.executeQuery();
while(rs.next()){
   System.out.println(rs.getString("Entity2"));
}
rs.close();
stmt.close();
conn.close();
```

10.2.10 检索方式

如果关系元组的问答系统无法找到答案，可以采用检索的方式实现问答系统，如图 10-6 所示。

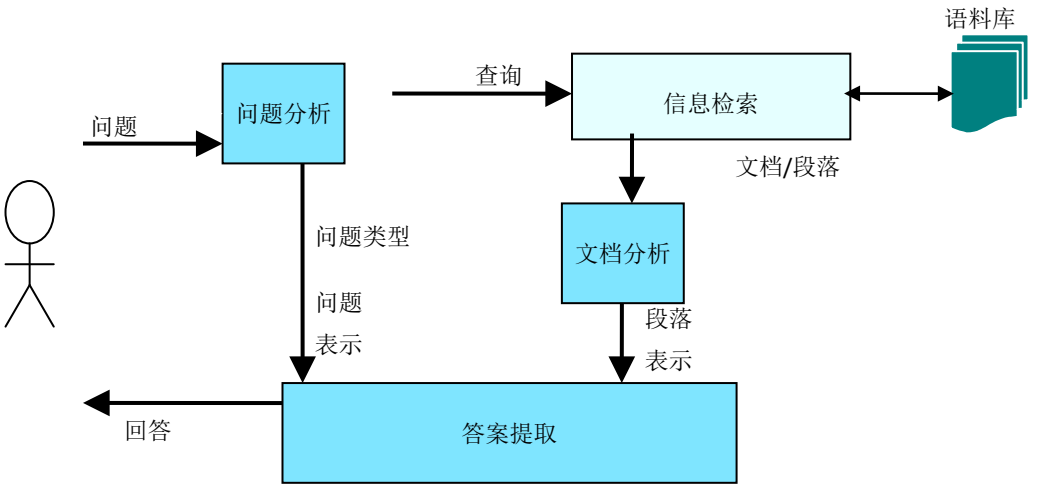


图 10-6　检索方式实现的问答系统的结构

存在问题答案对，根据用户的提问搜索标准问题。例如，用户的问题是：“康熙皇帝陵墓在哪?”搜索百度知道，得到标准问题“康熙皇帝的陵墓在哪里？”对应的答案：“清东陵中的景陵，位于唐山遵化马兰峪清东陵昌瑞山脚下，清孝陵东侧 1 公里处。” 也可以根据问题给答案打标签。

直接根据用户提出的问题匹配答案，或者匹配答案库。“<地点>在哪?”转换成答案模板“<问题地点>位于<地点>”。例如，用户的问题是：“秦始皇陵墓在哪?”包含答案的文本是：“秦始皇墓位于陕西临潼县东约五公里的下河村附近。” 把问题重写成“秦始皇墓位于…”。

用句子模板表示各种问句的变体。多个句子模板返回同一个答案。标准答案和句子模板是一对多的关系。计算用户输入的问句能否匹配上某个句子模板。类似按标题查找。句子模板就是标题，而内容就是答案。例如，句子模板是“<歌手>唱过哪些歌”。如果歌手是周杰伦，则返回“双节棍、菊花台等”。模糊匹配句子模板时，不能缺少句子模板中的焦点词。

可以把问题中除了疑问词以外的大部分词都作为查询词以提高检索的精度。必须包含的查询词必须出现在标准答案中。有些查询词不是必须出现在标准答案中，只是作为提高相关度的参考词。

检索方式实现的问答系统执行过程如下：

- 对问题进行分词和词性标注；
- 确定问题的类型；

- 从问题中提取出查询词；
- 对查询词进行恰当的扩展；
- 确定哪些查询词是必须的，哪些是可选的；
- 搜索标准问题，并返回对应的答案。

问句分词使用专门的分词器。有些疑问词的切分粒度比较大。例如“要不要”整体作为一个词。问答系统使用的词性标注集参考北大词性标注集。把代词进一步分成三类。

- 人称代词：你 我 他 它 你们 我们 他们
- 疑问代词：哪里 什么 怎么
- 指示代词：这里 那里 这些 那些

词性标注集列表如表 10-2 所示。

表 10-2 词性标注集

代码	名称	举例
a	形容词	最/d 大/a 的/u
ad	副形词	一定/d 能够/v 顺利/ad 实现/v 。/w
ag	形语素	喜/v 煞/ag 人/n
an	名形词	人民/n 的/u 根本/a 利益/n 和/c 国家/n 的/u 安稳/an 。/w
b	区别词	副/b 书记/n 王/nr 思齐/nr
c	连词	全军/n 和/c 武警/n 先进/a 典型/n 代表/n
d	副词	两侧/f 台柱/n 上/f 分别/d 雄踞/v 着/u
dg	副语素	用/v 不/d 甚/dg 流利/a 的/u 中文/nz 主持/v 节目/n 。/w
e	叹词	嗬/e ！/w
f	方位词	从/p 一/m 大/a 堆/q 档案/n 中/f 发现/v 了/u
g	语素	例如dg或ag
h	前接成分	目前/t 各种/r 非/h 合作制/n 的/u 农产品/n
i	成语	提高/v 农民/n 讨价还价/i 的/u 能力/n 。/w
j	简称略语	民主/ad 选举/v 村委会/j 的/u 工作/vn
k	后接成分	权责/n 明确/a 的/u 逐级/d 授权/v 制/k
l	习用语	是/v 建立/v 社会主义/n 市场经济/n 体制/n 的/u 重要/a 组成部分/l 。/w
m	数词	科学技术/n 是/v 第一/m 生产力/n
n	名词	希望/v 双方/n 在/p 市政/n 规划/vn
ng	名语素	就此/d 分析/v 时/Ng 认为/v

续表

代码	名称	举例
nr	人名	建设部/nt　部长/n　侯/nr　捷/nr
ns	地名	北京/ns　经济/n　运行/vn　态势/n　喜人/a
nt	机构团体	[冶金/n　工业部/n　洛阳/ns　耐火材料/l　研究院/n]nt
nx	字母专名	ＡＴＭ/nx　交换机/n
nz	其他专名	德士古/nz　公司/n
o	拟声词	汩汩/o　地/u　流/v　出来/v
p	介词	往/p　基层/n　跑/v　。/w
q	量词	不止/v　一/m　次/q　地/u　听到/v　，/w
rr	人称代词	你/rr　去/v　哪里/r　了/ul　？/w
rz	指示代词	有些/rz　部门/n
ry	疑问代词	你/r　去/v　哪里/ry　了/ul　？/w
s	处所词	移居/v　海外/s　。/w
t	时间词	当前/t　经济/n　社会/n　情况/n
tg	时语素	秋/Tg　冬/tg　连/d　旱/a
u	助词	工作/vn　的/u　政策/n
ud	结构助词	有/v　心/n　栽/v　得/ud　梧桐树/n
ug	时态助词	你/r　想/v　过/ug　没有/v
uj	结构助词的	迈向/v　充满/v　希望/n　的/uj　新/a　世纪/n
ul	时态助词了	完成/v　了/ul
uv	结构助词地	满怀信心/l　地/uv　开创/v　新/a　的/u　业绩/n
uz	时态助词着	眼看/v　着/uz
v	动词	举行/v　老/a　干部/n　迎春/vn　团拜会/n
vd	副动词	强调/vd　指出/v
vg	动语素	做好/v　尊/vg　干/j　爱/v　兵/n　工作/vn
vn	名动词	股份制/n　这种/r　企业/n　组织/vn　形式/n　，/w
w	标点符号	生产/v　的/u　５Ｇ/nx　、/w　８Ｇ/nx　型/k　燃气/n　热水器/n
x	非语素字	生产/v　的/u　5Ｇ/nx　、/w　8Ｇ/nx　型/k　燃气/n　热水器/n
y	语气词	已经/d　３０/m　多/m　年/q　了/y　。/w
z	状态词	势头/n　依然/z　强劲/a　；/w

采用 Lucene 实现问答系统。把句子模板和对应的答案放入索引库。处理用户输入的问句时，不需要 AND 或者 OR 这样的查询语法，所以修改查询分析部分，实现自己的问题解析器

QuestionParser。直接根据用户的问题得到 Query 对象。

```
Query q = parseQuestion(String question);
```

问答系统处理过程，先收集相关文档，然后再遍历相关文档集合，逐个打分。

```
final BitSet bits = new BitSet(reader.maxDoc()); //把相关文档放入 BitSet
searcher.search(query, new Collector() {  //在匿名类中设置 bits 的值
   private int docBase;

   // ignore scorer
   @Override
   public void setScorer(Scorer scorer) {
   }

   // accept docs out of order (for a BitSet it doesn't matter)
   public boolean acceptsDocsOutOfOrder() {
      return true;
   }

   public void collect(int doc) {
      bits.set(doc + docBase);
   }

   public void setNextReader(AtomicReaderContext context) {
      this.docBase = context.docBase;
   }
});

System.out.println("结果数: " + bits.cardinality());
for (int i = bits.nextSetBit(0); i >= 0; i = bits.nextSetBit(i + 1)) {
   System.out.println("文档编号: " + i);
}
```

更新索引库：

```
public class FAQAnswer {
   public DirectoryReader reader;

   public void refresh() throws IOException{  //刷新索引缓存
      if(!reader.isCurrent()){  //检查索引缓存是否最新的
         DirectoryReader newReader = DirectoryReader.openIfChanged(reader);
         if(newReader!=null){
            reader.close();
            reader = newReader;
```

```
         }
      }
   }
}
```

把问题类型作为索引中的一列，这列匹配上的问题有更高的重要度。

```
public enum QuestionType {
   PERSON("谁"), //询问人
   LOCATION("地点"), //询问地点
   SET("哪些"), //询问集合
   MONEY("多少钱"),
   PERCENT("比例"),
   DATE("时间"),
   NUMBER("多少"),
   DURATION("时长"),  //包裹在海关停留的时间一般是多少天
   MEASUREMENT("程度"),
   YESNO("是否"),//包裹是否放行了
   REASON("原因"), //询问原因
   METHOD("方法"); //询问方法

   QuestionType(String name){
      this.name = name;
   }

   public String name;
}
```

10.2.11　问题重写

问句经常和包含答案的句子在语法上很接近。

首先对问题分类，然后应用手工写的转换规则。例如，把“在哪”改成“位于”。

发送所有的重写结果给搜索引擎。检索前 *N* 个结果(100-200)。为了快速返回答案，只依赖搜索引擎的搜索结果片断，而不依赖实际文档的全文。

10.2.12　提取事实

如果提交给搜索引擎的查询是：甘地什么时候出生的？期望的答案是：“甘地生于 1869”。问题的模版是<人>生于<年>，它只是一个关系元组：生于(人, 年)，这里人和年是实体。

为了提取关系元组，会用一个小的初始问答集查询一个大的数据库。例如用“甘地 1869”

查询 Web 搜索引擎。最佳匹配模板用来提取答案模板。反过来，答案模板可以用来从数据库提取新实体。新的实体再用来提取新的答案模板，这样进行下去，直到收敛。

根据查询结果中的：贵妃醉酒（一名：百花亭） 主要角色 杨贵妃，提取出模板：<剧名>(一名：剧名)主要角色<人>。这个有点太理想化了，最佳匹配未必能够在搜索结果中排第一，往往需要重新排序，找这几个词在文档中出现最近的。也可以先人工整理模板。

给定一段产品的英文描述，包含 M 个英文字母，每个英文单词以空格分隔，无其他标点符号；再给定 N 个英文单词关键字，目标是找出此产品描述中包含 N 个关键字（每个关键词至少出现一次）的长度最短的子串，作为产品简介输出。实现方法 String extractSummary(String description,String[] keywords)。

假设有单词 A 和 B。需要找到这两个单词出现最近的位置。

简单的解决方法：

- 遍历文档字符串，找到单词 A 的每个出现位置。存储这个出现数组的中间索引下标。
- 再次遍历文档字符串，找到单词 B 的每个出现位置，存储这个出现数组的中间索引下标。
- 比较数组的切片。找到 A 和 B 的每个中间位置的最小差别。
- 运行时间= O(n + ab) 这里 a 是输入字符串 A 的出现次数，而 b 则是输入字符串 B 的出现次数。

Walk through the document, character by character, looking to match <space>word<space>. If we find such a match, put the index of the middle character into the array. Continue on our walk. Repeat for the second word. Now we have two arrays of integers. Our new task is to find the smallest difference between the elements in each array. Use the mergesort merge method, keeping track of the smallest difference. Return this distance.

有 n 个关键词，要找出所有关键词都出现的最短文本摘要。

使用归并排序的方法，记录数组间的最小差别，然后返回这个距离。

```
public class Span {
   public int start; //开始位置
   public int end; //结束位置

   public Span(int start, int end) {
      if (start > end) {
         throw new IllegalArgumentException("开始位置比结束位置大");
      }
      this.start = start;
```

```
        this.end = end;
    }
}
```

得到 n 个数的最大覆盖区间：

```
public static Span getSpan(int[] index) {
    //取得 n 个数中的最小值和最大值
    int start = index[0];
    int end = index[0];

    for (int i = 1; i < index.length; ++i) {
        //存在循环不变式：区间已经覆盖 i 之前的数
        if (index[i] < start) {
            start = index[i];
        } else if (index[i] > end) {
            end = index[i];
        }
    }
    return new Span(start,end);
}
```

测试这个方法：

```
int[] index = { 2, 4, 5, 2, 3, 4 };
System.out.println(Span.getSpan(index)); //输出：{start: 2, end: 5}
```

每个关系元组对应一个可读的答案。例如，关系元组：生于(甘地, 1869)对应的答案是“甘地生于 1869”。

从单篇文档的微阅读到宏阅读。从只处理单篇文档到利用互联网的冗余性。

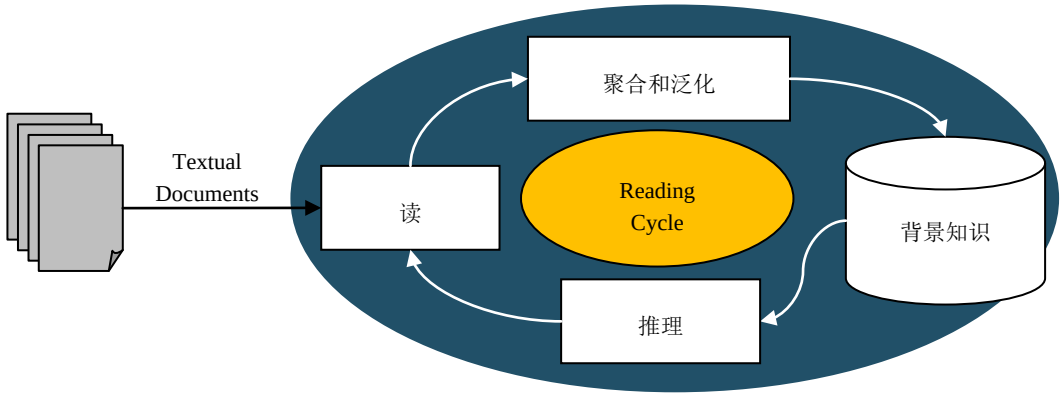


图 10-7　机器阅读

10.2.13 验证答案

如果一个问题有多个答案，需要找出一个最准确、最完整的答案。

毛泽东的故乡在哪?假设有两个候选答案。一个是湖南，还有一个是湖北。提交到百度搜索：

毛泽东 AND 故乡 AND 湖南 返回结果数是： 2,330,000

毛泽东 AND 故乡 AND 湖北返回结果数是： 136,000

有时候，两种字面上是不一样的答案其实表示同一个意思。比如我问：长颈鹿脖子为什么这么长？标准答案是：地球上的树越长越高，长颈鹿为了吃树上的叶子，必须伸长脖子。 如果回答：为了伸长脖子吃树上的叶子，也应该是对的。

通过计算答案之间的语义相似度去比较这两种字面上是不一样的答案其实表示同一个意思。

10.2.14 无答案的处理

提示一些有答案的相关问题。

10.3 知识库

自动对话系统类似黑客帝国中的母体，人工返回的答案进入知识库，帮助母体升级。人工对话作为构建知识库的一种来源。

将一个自然语言文本问题转变成 SPARQL 查询。

用户输入文本问题"Name the presidents of US who died under an age of 60 ? "基于用户输入的文本自动生成 SPARQL 查询，然后使用 DBpedia 端点执行这个 SPARQL 查询。

例如：http://poweraqua.open.ac.uk:8080/poweraqualinked/jsp/index.jsp

问题：Is the Amazon river longer than the Nile River?

对应的 SPARQL 查询：

```
PREFIX prop: <http://dbpedia.org/property/>
ASK
{
  <http://dbpedia.org/resource/Amazon_River> prop:length ?amazon .
  <http://dbpedia.org/resource/Nile> prop:length ?nile .
  FILTER(?amazon > ?nile) .
}
```

公开的 DBpedia 网站经常会宕掉，许多重要的应用通过建立私有的镜像来保证稳定访问。

Jena 支持 SPARQL 标准。

10.4　聊天机器人

离线时，可以有个代替本人的自动对话系统来和来人对话。实现时，对每个人分别建立惯用法。例如对肯定答复，有人喜欢说：好的呀；有人喜欢说：可以。根据对话历史记录对个人画像。

对话任务是由一系列的对话行为(Dialogue Act 简称 DA)组成的，如提问——回答——确认。

对话行为(Dialog Act)是指一个语句在“行为”方面的功能，如提问（Question）、陈述（Statement）、确认（Confirmation）等。事实上，人们在对话过程中可以很清楚地区分各种不同的对话行为（DA），这样，人与人之间才可以“交谈”，不会出现“文不对题”、“牛头不对马嘴”的现象。因此，人机交互中，如果系统能够知道用户语句的“对话行为”，对于理解用户语句，保持人机交流是非常有用的。

航班信息系统 EasyFlight 是一个特定领域的对话应用，其中的对话行为(DA)比较简单，涉及到系统用户的对话行为主要有以下几种。

- 提问（Question）：提问是用户使用最多的一种对话行为。通过提问，用户告诉系统自己需要什么样的信息。与英语不同，汉语中的问句没有严格的语序要求，疑问词的选择十分灵活，疑问词的位置几乎可以在句子的任何地方。EasyFlight 中的提问主要有两种情况：一种是有明确的疑问词，如“什么”、“哪些”、“多少”、“有没有”；另一种语句很难找到一个真正的疑问词，但它有语气助词，如这个句子——“后天有从深圳回北京的票吗？”
- 陈述（Statement）：用户回答系统提问时常用的一种对话行为，常用于给出查询信息，如“大概中午十二点左右的”。
- 确认（Confirmation）：确认分为两种：肯定确认和否定确认，如“对，订三张票”。
- 问候（Greeting）：引导对话开始的对话行为，如“您好”。
- 感谢和再见（Thank&GoodBye）：表示对话结束的对话行为，如“谢谢帮忙”。

对话行为分类的研究中，一般使用基于文字信息的方法，如用 N-gram 的方法；而利用韵律信息是另外一种对话行为分类的方法。有些情况下，仅仅从文字上难以区分对话行为，如下面两个句子：

- 他拿了第一名。（陈述）
- 他拿了第一名？（反问）

这两个句子文字上完全相同，却是截然不同的两种对话行为（DA）。前一句话只是简单地陈述一个事实；而后面一句却包含了强烈的反问语气，表明说话人不太相信这个事实，希望对话的另一方给出解释或者说明，而且说话人强调的内容不同也可以反映他怀疑的内容不同（如强调“他”表示说话人不相信第一名是他，而强调“第一名”表示不相信他会取得那么好的成绩）。这时候，韵律是最好的特征，它可以反映说话人的不同语气，从而区分对话行为。

对话管理器（Dialogue Manager 简称 DM）记录当前对话状态，DM 根据输入对话行为更新状态并选择回应对话行为。

聊天机器人 Alice 有 40,000 多个模板，也是采用了模式匹配的方法来检索最合适的回答。使用 Artificial Intelligence Markup Language(简称为 AIML)存储模式，也就是问答对。Alice 采用了一种很好的扩充机制，AIML 文件可以进行内联，许多包含特殊领域知识的 AIML 文件可以方便地合并成一个更大的知识库。

AIML 的例子：

```
<category>
  <pattern>你叫什么</pattern>
  <template>我叫小薇</template>
</category>
```

模板中可以使用变量，例如：

```
我叫<bot name="name"/>
```

Think 是一个模板标签，表示执行指令但是不输出答案。例如，执行加法的例子：

```
<category> <pattern>* PLUS *</pattern> <template><think><set name="x"> <star/></set> <set
name="y"><person><star index="2"/></person></set></think> The answer is
<script language="JavaScript"> var result = <get name="x"/> + <get name="y"/>;
document.write("<br/>result = " + result, "<br/>");</script> </template> </category>
```

AIML 相关的实现见 https://github.com/dawnofmusic/Elsbeth。

例如，询问天气，系统根据用户的 IP 地址或者手机所在位置得到提问者的位置。系统返回最近多少天的天气信息。用户进一步可以更改要查询的城市。

把用户输入的拼音串转换成汉字，或者把繁体中文转换成简体中文。

给机器人说：“翻译，how old are you.”，机器人应该能够返回一个翻译结果。

10.4.1　交互式问答

交互式自动问答系统的例子：

提问：你好，我叫张三，你叫什么？
回答：张三你好，我叫小薇。
另外一个例子：
谁是<未登录名>?
不知道<未登录名>是谁。

语境中的提问 1: Which museum in Florence was damaged by a major bomb?

（佛罗伦萨的哪一个博物馆被炸弹破坏了？）

答：On June20, the Uffizi gallery reopened it doors after the 1993 bombing.

（1993 年爆炸之后，在 6 月 20 日，乌菲齐美术馆又重新开门了。）

语境中的提问 2: On what day did is happen?

（爆炸是在那一天发生的？）

答：(Thursday) (May 27 1993)

（星期四）（1993 年 5 月 27 日）

语境中的提问 3: Which galleries were involved?

（包括哪一些画廊呢？）

答：One of the two main wings.

（两个主要侧面画廊当中的一个）

语境中的提问 4: How many people were killed?

（死了多少人呢？）

答：Five people were killed in the explosion.

（在爆炸中死了 5 个人。）

需要指代消解从上文得到更多的信息，才能给出回答。

问题本身不完整，问答系统需要更多的信息才能返回答案。使用问句模板收集问句需要的信息。针对缺少的信息，问答系统生成出反问句。例如上文已经提到化妆品，如果问“进口关

税税率是多少?”则回答“化妆品进口关税税率是多少?”可以把这个问题用指代消解来解决。规定“税率”这个词需要“物品”这类修饰词，然后填充进“化妆品”这个词。先生成出依存树，然后在依存树上增加“化妆品”这个词，如图 10-8 所示。

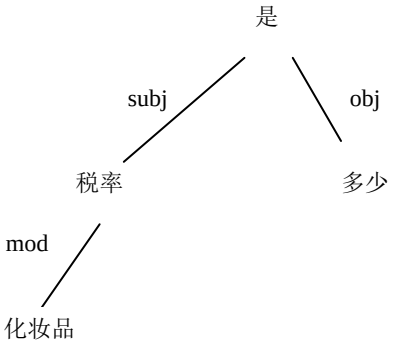


图 10-8　依存树举例

另外一个多句提问的例子：“你好！ 请问加拿大移民回国探亲，通过海运带回一些个人使用过的物品是否要交纳关税？对物品种类、重量、体积和价值是否有要求？ 请问如果是加拿大公民第一次回国工作，上述情况又如何？ 谢谢！”需要把最后一个问句中的代词“上述情况”对应上前面两个问句。

“天津新港这边清关需要提供什么?”中的“这边”指代“天津新港”。

或者直接从上文合并关键词。判断当前句子和上面的句子是否在同一个会话中。

问同一个问题，返回的回答不同。再次询问时，用同义词替换出不同的答案，或者返回更详细的答案。

记录客服人员和客户的对话日志，用信息提取和机器学习的方法实现模仿客服人员的对话系统。

10.4.2　垂直领域问答系统

购物对话和医患对话研究得多。

记住当前患者是谁。讲话的人可能不是患者本人。例如：帮朋友问的。

填表式提问，填完一张表后，给出一些可选项。然后可以根据收集到的情况再继续下一个。

淘宝旺旺插件的形式，提供淘宝客服机器人。

买家：这件有哪几种颜色。

自动客服：这件衣服有浅黄和绿色两种颜色。

内部处理流程是三个步骤：输入理解、信息查询和自然语言生成。处理的过程是：根据用户浏览的商品 URL 地址中的编号发现商品的型号。用户输入理解模块生成完整的问题“颜色(商品编号=22795891)”。

具体生成的过程是：根据当前 url:http://detail.tmall.com/item.htm?id=19774317633，还有问句模板：这件有哪几种[颜色:焦点词]。

查询商品数据库：select color from goods where id = 22795891 返回结果“浅黄、绿色”。

自然语言生成模块得到答案“这件衣服有浅黄和绿色两种颜色。”

儿童玩具问答，用分类器区别背诗、问答、聊天、算术，再走不同模块。

例如政务领域的问答系统处理的问题类型有：

- 问人：上户口找谁？
- 问地址：派出所在哪里？
- 问日期：快递什么时候能到？
- 问数量：移动硬盘最多能寄送多少？
- 要求解释：为什么邮件被海关扣留了？
- 问方法：如何报关？

处理流程如 10-9 所示。

以戏曲行业的问答系统为例。词性标注出：“梅兰芳”是一个人物。“霸王别姬”是一个剧目。还有角色等。人物、剧目、角色等都有专门的词表。

剧名/ Unknow 霸王别姬/OperaPlay 内容简介/BJOCommonTerm 一名垓下围一名乌江自刎/ Unknow 主要角色/BJOCommonTerm 虞姬/BJOCharacter 正旦/BJOHangDang 项羽/BJOCharacter 净/BJOHangDang 韩信/BJOCharacter 老生/BJOHangDang 虞/ Unknow 子/BJOCommonTerm 期/ Unknow 小生/BJOHangDang 剧名/Unknow 霸王别姬/OperaPlay 内容简介/BJOCommonTerm 一名垓下围一名乌江自刎/ Unknow 主要角色/BJOCommonTerm 虞姬/ BJOCharacter 正旦/ BJOHangDang 项羽/ BJOCharacter 净/ BJOHangDang 韩信/ BJOCharacter 老生/ BJOHangDang 虞/Unknow 子/ BJOCommonTerm 期/ Unknow 小生/ BJOHangDang

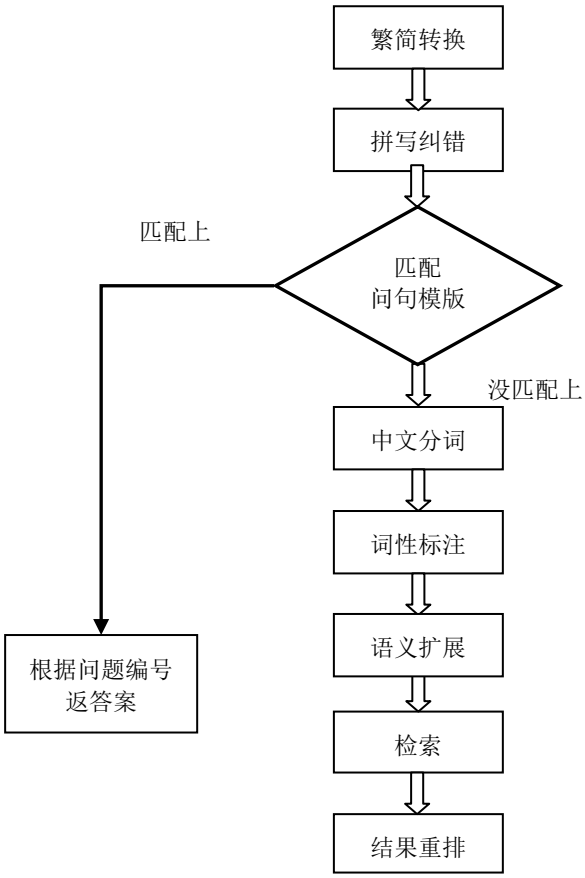


图 10-9　使用功能模块的流程

“一名垓下围一名乌江自刎　Unknow,”这句，要把“乌江自刎”识别出来。“乌江自刎”算作什么？剧名。

垓下围、乌江自刎都算剧名。“一名”算上文 preContext。“主要角色”算下文 postContext。词的类型要定义的细一些。规则也可能会多一些，一般不用超过几百个。

虞　Unknow　　子　BJOCommonTerm　　期　Unknow　。还有这个，要把“虞子期”识别出来。“虞子期”也就是个人名。

采用专门的切分：

（1）载入基本词典。

（2）载入识别未知词的特征词典。

（3）切分。

（4）词性标注。如果需要的话，做语义标注。

（5）停用词过滤。

（6）未知词识别。

① 识别人名
② 识别剧名
③ 识别机构名

（7）把未知词当作普通词，再次切分文本。

把传入的问题生成句法树，然后根据句法树创建的查询匹配其知识库，并呈现合适的信息片段给用户。

首先注册腾讯的企业客服，并和腾讯平台联调接通。对用户输入的语义分析，也就是语言处理，匹配后台的知识库。

10.4.3　语料库

对话系统的设置要充分利用语料库的功能，这样可以从大量预料中统计出说话人的习惯，从而提高系统的功能和效率。比如，对话系统语料库可以记录相邻语对。有的追加说明是对上一句话的修改。这样的对话语料库更能服务于对话系统的建立。

10.4.4　客户端

手机客户端可以访问的问答系统，可以采用微信，提供 URL。

使用 Jersey 把问答系统封装成 RESTFul 服务。但是 Jersey 使用了 Java 企业版的功能，用起来比较复杂。简单的方法是使用 Simple(http://www.simpleframework.org/)作为 HTTP 服务的容器。

10.5　自然语言生成

数据到文本系统，从数据库和数据集合生成文本化的摘要系统。从气象数据生成文本形式的天气预报。可以用它生成交通路况摘要。此外，还可以用于总结金融和商业数据。

生成文本的过程如下。

内容判断：判断要选择表达什么样的内容。

文档结构化：整体组织要传达的信息。

收集：合并相似的句子。

选择词汇：选择用哪个词汇来描述概念。

实现：创建实际的文本。让文本符合语法规则。

根据 n 元连接，可以简单的生成文本。例如，根据“一/条/小/黄/狗”和“黄/猫”，可以生成出“一/条/小/黄/猫”。

10.6 依存句法

“阿尔及利亚的首都是什么城市”，利用依存关系提取出二元关系：首都(阿尔及利亚,?)。这种提取方法可以减少修饰性词汇对问题分类的干扰，能够提高问题分类的准确性。

实现过程：

（1）分词。

（2）识别新词。

（3）标注词性。

（4）根据事先定义好的语义关系规则生成依存文法树。

（5）提取实体关系。

根据词性标注以后得到的结果按照预定义的语义规则逐个生成词之间的依存关系。

定义了“剧目”和动词之间存在关系：Subject(Verb，Repertoire)，这个关系的名字是 Subject，表示某个动词的主语是某个剧目名称，下句的切分结果是：

贵妃醉酒　　讲　了　　什么　　事　?

Repertoire　　V　aux　　adv　　VG

那么就会在 Repertoire 和 V 之间创建一条路径，表示这两个词之间的支配关系。

对于这句话：“《三岔口》京剧的大体内容是”

比如定义了 Repertoire 与 Noun 之间有关系，OType（Noun,Repertoire），那么在生成依存树的时候是不是“三岔口”与“内容”之间的其他路径关系会被忽略掉？

DependencyGrammar.java 中定义了生成依存语法树的语法规则。例如下面的规则：

```
ArrayList<POSSeq> seq = new ArrayList<POSSeq>();
```

```
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.pron, 1, GrammaticalRelation.SUBJECT));
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.verb, 0, null));
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.noun, -1, GrammaticalRelation.OBJECT));
addRule(seq);
```

先做个简单的中文依存树。也就是写一个关于中文的 DependencyGrammar.java。

“京剧《三岔口》的大体内容”这句话中，京剧 修饰 《三岔口》。

需要在 GrammaticalRelation.java 里面定义一个关系类型：OType，用这个名字表示剧目名称类的词与动词之间的关系。

```
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.Repertoire, 0, null));
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.verb, -1, GrammaticalRelation.OType));
```

PartOfSpeech.java 是所有的词性，也就是表示每个词的词性。用 Repertoire 表示剧目，《三岔口》的 POS 就叫作 Repertoire。然后通过 DependencyGrammar.java 里的规则创建词之间的依存关系。

```
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.Repertoire, 0, null));
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.verb, -1, GrammaticalRelation.OType));
```

比如：

贵妃醉酒　讲　了　什么　事　?

Repertoire　V　aux　adv　VG

Repertoire 是主语，讲是谓语动词，在哪一步完成什么词性充当什么成分的工作呢？

```
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.Repertoire, 1, GrammaticalRelation.SUBJECT));
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.verb, 0, null));
```

seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.Repertoire, 1, GrammaticalRelation.SUBJECT)); 指明 Repertoire 是主语；

用 seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.verb, 0, null));指明 谓语 是 主语的 支配词

贵妃醉酒　讲　了　什么　事　?

Repertoire　V　aux　adv　VG

这句话中包含依存关系：SUBJECT(讲，贵妃醉酒)，“讲”是“贵妃醉酒”的支配词。支配词的偏移量是 0。例如“京剧《三岔口》”，其中“京剧”修饰“《三岔口》”。所以《三岔口》是支配词。形式化的表示是：nn(《三岔口》，京剧)。

```
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.OType,1,GrammaticalRelation.NN));
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.Repertoire, 0, null));
```

在添加规则的时候，要指明支配词的偏移量，还有依存类型。先试着定义几个基本的规则，然后直接传个分词序列试一下。

```
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.pron, 1, GrammaticalRelation.SUBJECT));
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.verb, 0, null));
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.noun, -1, GrammaticalRelation.OBJECT));
```

这个规则涉及三个成分，中间那个成分的偏移量是 0，其左边的成分偏移量是正数，其右边的成分偏移量是负数。也有可能有的规则只有“左中”或者“中右”部分。例如，“企业/的/商品”中“企业”支配“的”，而“商品”支配“企业”。处理“贵妃醉酒/的/剧情”，首先是“贵妃醉酒/的”，然后是“贵妃醉酒/剧情”。用到两条规则。“贵妃醉酒”支配“的”规则：

```
//贵妃醉酒/的
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.Repertoire,0,null));
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.UJ,-1,GrammaticalRelation.DE));
addRule(seq);
```

“贵妃醉酒/剧情”使用的规则：

```
//贵妃醉酒的剧情，贵妃醉酒是依存词，剧情是核心词。
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.Repertoire,1,GrammaticalRelation.DEPENDENT));
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.N,0,null));
```

“贵妃醉酒/的/剧情/是/什么”还要用到处理疑问代词的规则：

```
//是什么？是：动词充当谓语；什么：代词充当宾语
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.V,0,null));
seq.add(new POSSeq(PartOfSpeech.R,-1,GrammaticalRelation.OBJECT));
```

直接把分词结果构造出来传递给依存文法树的构造类。写个简单的中间测试类。

```
ArrayList<WordToken> tokens = new ArrayList<WordToken>();
tokens.add(new WordToken("贵妃醉酒", 0, 4, PartOfSpeech.Repertoire));
tokens.add(new WordToken("的", 4, 5, PartOfSpeech.uj));
tokens.add(new WordToken("剧情", 5, 7, PartOfSpeech.n));
tokens.add(new WordToken("是", 7, 8, PartOfSpeech.v));
tokens.add(new WordToken("什么", 8, 10, PartOfSpeech.r));

ArrayList<DepTree> depTrees = DepTree.getDepTree(tokens);

for (DepTree t : depTrees) {
   String sent = t.toSentence();
   System.out.println("tree:" + sent);
}
```

然后在依存树上提取二元关系(剧情,左依赖词, 贵妃醉酒)，(剧情,右依赖词, 什么)。根据这两个依存关系形成二元关系：剧情(贵妃醉酒,什么)。

一条规则中可以有多个偏移量为 0 的词

规则的前后顺序对匹配有影响。可以把优先的规则写在前面

如果要分析其他类型的问题，比如“杨贵妃的扮演者是谁？”只要设定相应的规则就可以了？

下一步的任务就是如何利用依存树回答问题：

（1）下载可能包含答案的文本。

（2）建立文本的依存树。

（3）从依存树提取事实的逻辑表示。

“扮演者”的左词是“杨贵妃”，“右词”是“谁”。首先提取关系元组：扮演(?，杨贵妃)

中心词（左依赖词，右依赖词）

直接用 SQL 语句找到答案：

（1）创建依存树：包括问句和可能包含答案的文本的依存树

（2）按照规则提取关系元组:中心词(左依赖词，右依赖词)

（3）将关系元组以数据库记录的形式存储

（4）利用 SQL 语句查找答案。

删除依存树中一些不影响基本意义的修饰性成分，这样就能得到描述问题的关系元组。

让依存树仅仅表达事实，例如谁在什么时间和地点做了什么事情。

问句“贵妃醉酒的主要剧情是什么”表示成机器可读的形式。这个问句的逻辑形式表示：

贵妃醉酒(e1)&main(e2)&剧情(e1,e2)&answer(e2)

现任总理是谁?

总理(e1)&地区(e2)&领导人(e2,e1) & 现任(e1) &answer(e1)

返回答案：

李克强

10.7 提取同义词

同一个意思有很多种表示方法。例如下面 7 种说法：

（1）贵妃醉酒的主要剧情是什么？

（2）贵妃醉酒的大概意思是什么？

（3）贵妃醉酒讲了什么事？

（4）贵妃醉酒讲的什么？

（5）贵妃醉酒的故事梗概是什么？

（6）《贵妃醉酒》是什么意思？

（7）《贵妃醉酒》什么意思？

本体：

Dehli is part of India

或者

India is an Asian Country

用三元组表示：

"Dehli", "is-in", "India"

"India", "is-in", "Asia"

"India", "is-a", "country"

项目

http://sourceforge.net/projects/owlapi

10.7.1 流程

为了处理的方便，很多的问答系统返回的是句子作为答案。答案的抽取的步骤如下：

（1）把检索出来的文档分成句子。

（2）按照一定的算法，计算每个句子的权重。

（3）对句子按照权重进行排序。

（4）根据问题的类型对候选答案重新排序。

KWi 是该句子中包含的第 i 个关键词在问题分析阶段的权重；

TFi 是该关键词在文档中出现的频率

IDFi 是该关键词在文档中出现的反频率

D 是指关键字在句子中的分布密度

可以参考下 Lucene 的 highlighter 包的实现。highlighter 是按字符长度分段计算的，可以改成按句子。

10.8　本章小结

自动问答系统 Wolfram|Alpha(http://www.wolframalpha.com/)是一个特殊的可计算的知识引擎。它可以根据用户的问句式的输入精确地返回一个答案。例如输入：Who is US president?返回结果：Barack Obama。

和搜索引擎不同，问答系统往往只返回一条整合过的结果，而搜索引擎往往列出多个来源的结果。例如，Wolfram|Alpha 的数据由他们的内部小组策划。有些数据来自官方的公共或私人来源，但大部分是从更系统的一手信息来源。在返回结果中指出信息源，提供背景来源和参考。

Wolfram|Alpha 后台采用 Wolfram 语言实现。输入 Sunset，返回当天当地的日落时间。输入 Sunrise 和 Today 也有类似的效果。Wolfram 语言调用统一存储在云端的数据。猎兔搜索计划开发支持自然语言输入的编程客户端。输入＂东亚国家＂，出现包括＂中国＂这样的国家列表。

TextRunner 搜索(http://www.cs.washington.edu/research/textrunner/)是另外一个问答式的搜索。

http://start.csail.mit.edu/也是一个在线问答网站。问林肯是谁，就能回答是美国第几位总统。提交问题：“Who is Lincoln”。返回结果：Abraham Lincoln, 16th President of the United States。http://start.csail.mit.edu/是一个支持英语的问答系统。使用自然语言注释技术连接信息查找者和信息来源。这种技术使用自然语言句子和短语注释。用注释来描述内容。注释与信息片断在各种粒度上联系。

当注释匹配一个输入问题时，检索出一个信息片断。给定了知识库中合适的片断后，生成模块就产生句子。

从搜索引擎挖掘模式。

提取关系，有个 RelationExtractor 项目：源代码在：http://relex.svn.sourceforge.net

采用检索方式实现的问答系统的流程是：问题分析，问题分类，检索文档，检索段落，生成答案。一个英文的自动问答系统 http://www.ephyra.info/。IBM 的问答系统 watson 也曾经用到其中的技术。

如果有许多答案对应一个问题，则需要判断哪个答案是最好的。

小 i 机器人在政府部门取得了一些应用。

人机交互：根据用户的问题，给用户返回一个选项列表，进一步确定问题范围，最终返回一个视频。

10.9 术语表

Anaphora resolution 指代消解

Elementary trees 基本树，依存树中的基本单元

Factoid Question Answering 事实型问答

Non-Factoid Questions 非事实型问句

natural language annotation 自然语言注释

parse tree 句法树

quasi-logical forms QLF 准逻辑形式

Question Answering system 自动问答系统

Semantic role labeling 语义角色标注

11

第 11 章
语音识别

语音识别技术，也被称为自动语音识别（Automatic Speech Recognition, ASR），它是一种交叉学科，与人们的生活和学习密切相关。其目标是将说话者的词汇内容转换为计算机可读的输入，例如按键、二进制编码或者字符序列。比如，将来打银行的客服电话，可以直接和银行系统用口语对话，而不是“普通话请按 1”这样把人当成机器的询问，实现语音交互。

初学者不会写代码，有经验的程序员可以口述代码，然后让初学者把代码敲进去。为了节约程序员的时间，可以用语音识别代码。

根据语音翻译成文字，进一步，还可以根据识别出的文字识别语意。这样可以让机器和人交流。

儿童识别图片后，可以说出这个图是老虎还是大象。系统使用语音识别技术判断孩子回答是否正确。对于不正确的，系统自动给出提示。

开放式语音识别做好不容易，可以辅助人工输入字幕，类似语音输入法。

11.1 总体结构

语音识别可以看成是广义上的标注问题。给定声学输出 $A_{1,T}$（由一个声学事件的序列组成 $a_1, \ldots, a_T$），需要找到单词序列 $W_{1,R}$ 最大化概率：

$$\text{Arg}\max_{W} P\left(W_{1,R} \mid A_{1,T}\right)$$

根据贝叶斯公式重写这个公式，然后删除在通过比较大小找最大值的过程中没有意义的分母。把问题转换成计算：

$$\text{Arg}\max_{W} P\left(A_{1,T} \mid W_{1,R}\right) P\left(W_{1,R}\right)$$

这里把 $P(W_{1,R})$叫作语言模型，而 $P(A_{1,T} \mid W_{1,R})$叫作声学模型。具体过程如 11-1 所示。

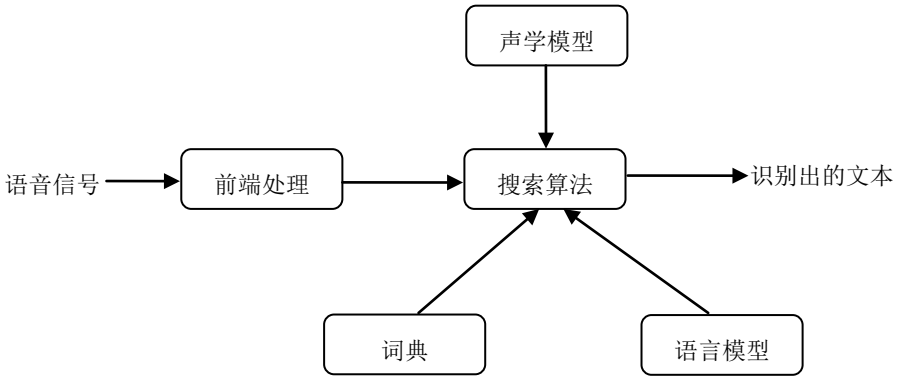


图 11-1 语音识别结构

级联多个加权有限状态转换（WFST）。

H: HMM

C: 上下文相关模型

L: 词典

G: 文法

级联四个 WFST 形式化的写法是：

H ○ C ○ L ○ G。

标注发音词典，首先采用机器注音，然后人工纠正机器注音的结果。

声学模型，可以做传统的 HMM，也可以做动态贝叶斯网络(DBN)之类的。

技术要点包括语言模型、声学模型、抗噪特征、自适应等。

在 KALDI 文档中，pdf 是概率分布函数(probability distribution function)的缩写。针对连续型随机变量而言，叫作概率密度函数。

```
// return phi(x) = 高斯概率密度函数
public static double phi(double x) {
   return Math.exp(-x*x / 2) / Math.sqrt(2 * Math.PI);
}

// return phi(x, mu, signma) = 高斯概率密度函数，均值是 mu，标准差是 sigma
public static double phi(double x, double mu, double sigma) {
   return phi((x - mu) / sigma) / sigma;
}
```

多变量的高斯密度函数。

```
public final class GaussianDistribution{

   private double m_expCoef = -1;
   private double[] m_sigmaInverse;
   private int[] m_featColumns;
   private double[] m_means;

   public GaussianDistribution(int[] columns, double[] means, double[] sigmas) {
      assert(means.length == sigmas.length);
      assert(columns.length == means.length);

      m_featColumns = columns;
      m_sigmaInverse = new double[sigmas.length];
      double det = 1.0;
      for(int i = 0; i < columns.length; ++i) {
       det*=sigmas[i];
       m_sigmaInverse[i] = 1.0/sigmas[i];
      }
      m_expCoef = Math.pow(2.0*Math.PI,-columns.length/2.0)*Math.pow(det, -0.5);
      m_means = means;

   }

   public double getPDF(float[] data) {
      double exponent = 0;
```

```
      for(int i = 0; i < m_sigmaInverse.length; ++i) {
       double deviation = data[m_featColumns[i]]-m_means[i];
       exponent += m_sigmaInverse[i]*deviation*deviation;
      }
      exponent *=-0.5;
      return m_expCoef*Math.exp(exponent);
   }

   public int getDimensions() {
      return m_featColumns.length;
   }
}
```

高斯混合模型：

```
public final class GaussianMixtureModel {
   private List<GaussianDistribution> m_distributions = null;
   private double[] m_mixtureProbabilities;

   public GaussianMixtureModel(List<GaussianDistribution> dists, double[]
mixtureProbabilities) {
      m_distributions = dists;
      m_mixtureProbabilities = mixtureProbabilities;
   }

   public double getPDF(float[] data) {
      double prob = 0;
      for(int i = 0; i < m_distributions.size(); ++i) {
       prob += m_mixtureProbabilities[i]*m_distributions.get(i).getPDF(data);
      }
      return prob;
   }
}
```

UBM 就是一个通用的 GMM，再有一个 MAP 的算法就行了。UBM 跟 GMM 差不多，就是训练目标模型的时候要用 map 估计。ivector、SVM、JFA、WCCN、PLDA。

11.1.1 识别中文

把语音流先切分成单字，单字发音和每个拼音的语音文件比较相似性，得到最相似的那个拼音。也就是找出这段语音流最有可能的一个或多个拼音。因为存在多音字的问题。把汉字看成隐状态，根据拼音串找出隐状态，也就是对应的汉字。可以采用维特比算法求解。

拼音中声调与频率的关系，第 3 声的频率低，其他声的频率都高。一个字的发音体现为重复出现的波形。可以通过比较波形来判断是哪个拼音的读音。记录波形的转折点，例如波形从 1 到-1，然后再转折到 0。

画 1000 多个拼音对应的波浪图。波浪出来以后，就用程序比对了。实际执行语音识别肯定用程序，一套拼音波浪就是知识库。频域特征的用处是：去掉没有意义的高频，通过低频，提取最有代表性的、重复波浪。

巴特沃斯(butterworth)滤波器在通频带内外都有平稳的幅频特性，但有较长的过渡带，在过渡带上很容易造成失真。往往采用巴特沃斯低通滤波器。

一个很简单的低通滤波器：

```
// values: an array of numbers that will be modified in place
// smoothing: the strength of the smoothing filter;1=no change,larger values smoothes more
void smoothArray(int[] values, int smoothing ){
   int value = values[0]; // start with the first input
   for (int i=1, len=values.length; i<len; ++i){
         int currentValue = values[i];
         value += (currentValue - value) / smoothing;
         values[i] = value;
      }
   }
}
```

耳蜗实质上相当于一个滤波器组，耳蜗的滤波作用是在对数频率尺度上进行的，在 1000HZ 下，人耳的感知能力与频率成线性关系；而在 1000HZ 以上，人耳的感知能力与频率不构成线性关系，而更偏向于对数关系，这就使得人耳对低频信号比高频信号更敏感。Mel 频率的提出是为了方便人耳对不同频率语音的感知特性的研究。

采用通用的语音模型与声学模型时，语音识别准确率很低。为了能有比较高的普通话语音识别率，最好自己生成语言模型与声学模型。后缀是 DMP 的文件是二进制格式的语言模型文件。声学模型文件则以 tar.bz2 结尾。在传统的语音识别的训练中，不能学习到可重用的知识，花一周以上时间运行服务器学习出来的模型不能够被人理解和重用。

11.1.2　自动问答

使用 JSGF 描述的语言模型来识别语音，同时使用这个语言模型来匹配标准问答集。这样语音识别和自动问答使用同一个语言模型。这样做的好处是：更准确地识别能够回答的语音提问。除了 JSGF 以外，类似的语言模型文法规范还有 Speech Recognition Grammar Specification

简称 SRGS。SRGS 的 Augmented BNF 形式的表示：

```
#ABNF 1.0 ISO-8859-1;

// Default grammar language is US English
language en-US;

// Single language attachment to tokens
// Note that "fr-CA" (Canadian French) is applied to only
//  the word "oui" because of precedence rules
$yes = yes | oui!fr-CA;

// Single language attachment to an expansion
$people1 = (Michel Tremblay | André Roy)!fr-CA;

// Handling language-specific pronunciations of the same word
// A capable speech recognizer will listen for Mexican Spanish and
//  US English pronunciations.
$people2 = Jose!en-US | Jose!es-MX;

/**
 * Multi-lingual input possible
 * @example may I speak to André Roy
 * @example may I speak to Jose
 */
public $request = may I speak to ($people1 | $people2);
```

如果不能识别语音，则请求用户换一个说法。

11.2 语音库

录音人脚本文件（.scp）：按句存放该录音人的录音文本，每句文本包括句子编号和文本内容。在 Mp3 文件夹下存放该录音人的各个句子的 mp3 格式语音文件，文件以句子编号命名。在 Wav 文件夹下存放该录音人的各个句子的 wav 格式语音文件，文件以句子编号命名。

用爬虫抓取一个在线发音网站。

http://cn.voicedic.com/process.php?_input_charset=utf8&language=Mandarin&chinaword=%E6%9D%A5&page=1

通过解析请求的文件，得到：

http://cn.voicedic.com/voicefi1e/mandarin/mandarinyi1.mp3

类似这样的语音文件，下载语音文件。

```
String mp3URL = "http://cn.voicedic.com/voicefi1e/mandarin/mandarinyi1.mp3";
URLConnection conn = new URL(mp3URL).openConnection();
InputStream is = conn.getInputStream();

OutputStream outstream = new FileOutputStream(new File("d:/yi1.mp3"));
byte[] buffer = new byte[4096]; //创建缓存
int len; //用来存储一次读入的长度
while ((len = is.read(buffer)) > 0) { //看读了多长
   outstream.write(buffer, 0, len); //然后写入对应的长度
}
outstream.close(); //关闭输出流
```

循环遍历每一个汉字的发音。最后得到：每个汉字注音的 mp3 语音文件。例如：yi1.mp3 对应“一”这个字的发音。er4.mp3 对应“二”这个字的发音。用爬虫得到了 1000 多个声音文件。一个中年女性的发音，可以用作给小孩讲故事。带小孩很累，年轻的父母愿意花钱省时间。

只需要把一段话注音。然后再根据每个字的注音得到语音文件对应的发音。可以把这些逐字的语音文件合成成一个大的语音文件。

11.3　语音合成

有人自己创业，专门做针对盲人的智能 APP，让盲人方便的用智能机。就是触摸然后快速读屏的，8 字/秒的读速。这个是一整套的设计。实际上技术不难，就是他们把盲人的特点摸清了，然后做个 APP，接管原有的系统，功能都针对盲人做了定制。目前他们有 4 万多的用户，每年服务费是 200 块。政府网站为了方便盲人了解网站内容，也需要语音合成。

存在一些 Java 或者 Python 编写的开源语音合成软件。开源语音合成软件 http://www.eguidedog.net/ekho.php 是用 C++编写的。

评价语音识别效果的指标：人工合成的语音或经过某种处理的语音接近自然语音的程度。它是一个主观心理量，通过听觉实验获得。

PSOLA 合成技术（基音同步叠加技术）给波形拼接合成技术注入了新的活力。PSOLA 技术着眼于对语音信号超时段特征的控制，如基频、时长、音强等的控制。而这些参数对于语音的韵律控制以及修改是至关重要的，因此，PSOLA 技术比 LPC 技术具有可修改性更强的优点，可以合成出高自然度的语音。

PSOLA 技术的主要特点是：在拼接语音波形片断之前，首先根据上下文的要求，用 PSOLA

算法对拼接单元的韵律特征进行调整，使合成波形既保持了原始发音的主要音段特征，又能使拼接单元的韵律特征符合上下文的要求，从而获得很高的清晰度和自然度。

PSOLA 技术保持了传统波形拼接技术的优点，简单直观，运算量小，而且还能方便地控制语音信号的韵律参数，具有合成自然连续语流的条件，得到了广泛的应用。

11.3.1 归一化

一个非标准词在不同的上下文中可能对应不同的标准词(汉字词)。如“11”可以读作“十一”，在电话号码中读“幺幺”，而在“2 米 11”中读“一一”。把数字标注成具有相同发音的汉字并标注拼音。

中国/ ns 共产党人/ n 70 年/ t 前/ f 留/ v 在/ p 赣南/ ns 红土地/ n 上/ f 的/ u 壮举/ n”，其中“70 年/ t”应为“70/ m 年/ q”，归一化的结果是“七十年”，而不是“七零年”。

11.4 语音

我们能够听见的音频频率范围是 60Hz～20kHz，其中语音大约分布在 300Hz～4kHz 之内，而音乐和其他自然声响是全范围分布的。识别语音的最小频率范围是 300Hz～4kHz。播放声音文件的软件 Audacity 可以分析语音文件的频谱图。

男人说话声音低沉，因为声带振动频率较低。而女人说话声音尖细，因为声带振动频率较高。童声高音频率范围为 260Hz~880Hz，低音频率范围为 196Hz~700Hz。女声高音频率范围为 220Hz~1.1KHz，低音频率范围为 200Hz~700Hz。男声高音频率范围为 160Hz~523Hz，低音频率范围为 80Hz~358Hz。声音的响度对应强弱，而音高对应频率。频率是声音的物理特性，而音调则是频率的主观反映。

声音经过模拟设备记录或再生，成为模拟音频，再经数字化成为数字音频。数字化时的采样率必须高于信号带宽的 2 倍，才能正确恢复信号。样本可用 8 位或 16 位比特表示。一般保存成 wav 文件格式。尽管 wav 文件可以包括压缩的声音信号，但是一般情况下是没有压缩的。

计算机处理的是语音波形上一系列的连续点。这些点的值一般是-1~1 之间的小数。如果一个波形文件有 8 位分辨率，把每个采样点存储为 0 至 255 之间的一个无符号整数(= 2^8-1)。一般的语音文件是 16 位分辨率，每个点用两个字节保存，也就是-1~1 对应-32768~32767 之间的整数。

PCM 文件是模拟音频信号经模数转换(A/D 变换)直接形成的二进制序列。

1Hz 代表每秒钟采样 1 次。声音采样频率一般是 8kHz，也就是每秒采样 8000 次。

使用 AudioSystem 类加载音频文件。

```
int SAMPLE_RATE = 8000;
AudioFormat AUDIO_FORMAT = new AudioFormat(SAMPLE_RATE,
         8, 1, true, false);
AudioInputStream audioStream = AudioSystem.getAudioInputStream(AUDIO_FORMAT,
                AudioSystem.getAudioInputStream(new File(filename)));
```

如果是不认识的音频文件格式，可能会报错：javax.sound.sampled.UnsupportedAudioFileException。采用 Java 媒体处理框架(JMF)可以解码 MP3 文件。从 http://www.oracle.com/technetwork/java/javase/download-142937.html 下载 JMF。直接安装 JMF。

A 律编码和 U 律编码必须转换成脉冲编码调制信号。

音位是一个具体的语音系统中能够区别意义的最小的语音单位。例如，汉语的声母和单韵母可以看作音位，复韵母和鼻韵母就不能看作音位。

MFCC 特征向量序列中的每个向量都是 39 维。

{-13.6321,0.248284,2.50728,3.95617,4.88809,1.31263,-6.92642,-0.225539,2.14284,-2.54939,-7.3778,-4.43949,5.93805,-0.159162,0.0614008,-1.44054,-0.811603,-0.828927,0.568227,1.48801,-0.183186,-0.43889,1.27111,2.03989,2.38889,0.00894837,0.11463,0.0842892,0.614227,0.590698,0.216307,-0.191797,-0.207646,0.378832,0.42173,0.319842,0.339087,-0.238806,0.091751 }

原始的语音数据每一帧为一个表示振幅的实数值。经过特征提取后得到 12 维向量序列，加上 1 维能量特征，共 13 维，对这 13 维向量再取两次差分，得到一个 39 维的向量序列。

原始的语音数据每一帧为一个表示振幅的实数值。原始的语音数据是采样的时间点的振幅值序列。

因为要提取频率，所以需要一个时间区间，叫作帧。

对英文来说，词的发音没有明显的边界，所以每隔 10ms 取一个帧，每个帧长为 25ms。对汉语来说，可以把语音流先切分成单字，然后按字音识别。找到每个字发音的起始点和结束点。

找到每个字发音的起始点和结束点，至少可以找出这段可能是某个字的发音的语音帧最有可能的一个或多个拼音。然后根据拼音串找出隐状态，也就是对应的汉字。可以采用维特比算法求解。就可以实现一个简单的汉语语音识别了。

因为每个单词的发音边界不好找，所以英文语音识别比中文难。

SpeechStartSignal 表示开始端，SpeechEndSignal 表示结束端。实现端点检测的代码：

EndPointDetection 接收两个参数：

原始信号的振幅数据用浮点数组表示：float[] originalSignal

原始信号的采样频率，单位是 Hz：int samplingRate

```
public class EndPointDetection {
   private float[] originalSignal; //input
   private float[] silenceRemovedSignal;//output
   private int samplingRate;
   private int firstSamples;
   private int samplePerFrame;
   //例如 8kHz，则 samplingRate = 8000
   public EndPointDetection(float[] originalSignal, int samplingRate) {
      this.originalSignal = originalSignal;
      this.samplingRate = samplingRate;
      samplePerFrame = this.samplingRate / 1000;
      firstSamples = samplePerFrame * 200;// 根据公式
   }
   public float[] doEndPointDetection() {
      //用于识别每个样本是有声音还是没声音。
      float[] voiced = new float[originalSignal.length];
      float sum = 0;
      double sd = 0.0;
      double m = 0.0;
      // 1. 计算平均值
      for (int i = 0; i < firstSamples; i++) {
         sum += originalSignal[i];
      }
      m = sum / firstSamples;// mean
      sum = 0;// 重用变量用来计算标准差

      // 2. 计算标准差
      for (int i = 0; i < firstSamples; i++) {
         sum += Math.pow((originalSignal[i] - m), 2);
      }
      sd = Math.sqrt(sum / firstSamples);
      // 3. 标识一维马氏距离函数
      // 即. |x-u|/s 是否大于 0.3
      for (int i = 0; i < originalSignal.length; i++) {
         if ((Math.abs(originalSignal[i] - m) / sd) > 0.3) { //0.3 是阈值，自己调整这个值
            voiced[i] = 1; //有声音
```

```
            } else {
                voiced[i] = 0; //没声音
            }
        }
        // 4. calculation of voiced and unvoiced signals
        // mark each frame to be voiced or unvoiced frame
        int frameCount = 0;
        int usefulFramesCount = 1;
        int count_voiced = 0;
        int count_unvoiced = 0;
        int voicedFrame[] = new int[originalSignal.length / samplePerFrame];
        // the following calculation truncates the remainder
        int loopCount = originalSignal.length - (originalSignal.length % samplePerFrame);
        for (int i = 0; i < loopCount; i += samplePerFrame) {
            count_voiced = 0;
            count_unvoiced = 0;
            for (int j = i; j < i + samplePerFrame; j++) {
                if (voiced[j] == 1) {
                    count_voiced++;
                } else {
                    count_unvoiced++;
                }
            }
            if (count_voiced > count_unvoiced) {
                usefulFramesCount++;
                voicedFrame[frameCount++] = 1;
            } else {
                voicedFrame[frameCount++] = 0;
            }
        }
        // 5. silence removal
        silenceRemovedSignal = new float[usefulFramesCount * samplePerFrame];
        int k = 0;
        for (int i = 0; i < frameCount; i++) {
            if (voicedFrame[i] == 1) {
                for (int j = i * samplePerFrame; j < i * samplePerFrame + samplePerFrame; j++) {
                    silenceRemovedSignal[k++] = originalSignal[j];
                }
            }
        }
        // end
        return silenceRemovedSignal;
    }
}
```

从 wav 文件到 mfc 文件。

声音文件一般用 wav 文件格式表示。“fmt”块指定数据格式，而“data”块包含实际的样本数据。

http://www.forvo.com/包含一些声音文件。

11.4.1 标注

声带振动在周期上的颤动(jitter)和振幅上的波动(shimmer)。PRAAT(http://www.praat.org/)程序可以分析语音信号，还可以根据分析的结果做图，利用这两个功能，可以做出语音分析图形。可以根据一个声音波形文件，作出它的宽带、窄带、共振峰、音高、强度、波形等图形来，还可以标注出音节边界来。

11.4.2 相似度

语音识别涉及语音的相似度计算。电脑读一个英语单词，用户也跟读一个词，两者比较，判断用户跟读的是否跟原音相符，给出一个 0 到 1 之间的分值。 GMM 之间的 Kullback-Leibler 距离来衡量声音文件之间的相似度。https://github.com/perivar/FindSimilar 包括相关的实现。

11.5 Sphinx

Sphinx-4(http://cmusphinx.sourceforge.net/)是采用 Java 实现的一个语音识别软件。Sphinx 是一个基于隐马尔科夫模型的系统，首先它需要学习一套语音单元的特征，然后根据所学来推断出所需要识别的语音信号最可能的结果。学习语音单元特征的过程叫作训练。应用所学来识别语音的过程有时也被称为解码。在 Sphinx 系统中，训练部分由 Sphinx Trainer 来完成，解码部分由 Sphinx Decoder 来完成。为了识别普通话，可以使用 Sphinx Trainer 自己建立普通话的声学模型。训练时需要准备好语音信号(Acoustic Signals)，与训练用语音信号对应的文本(Transcript File)。当前 Sphinx-4 只能使用 Sphinx-3 Trainer 生成的 Sphinx-3 声学模型。有计划创建 Sphinx-4 trainer 用来生成 Sphinx-4 专门的声学模型，但是这个工作还没完成。

讲稿(transcript)文件中记录了单词和非讲话声的序列。序列接着一个标记可以把这个序列和对应的语音信号关联起来。

例如有 160 个 wav 文件，每个文件对应一个句子的发音。例如，播放第一个声音文件，会听到“a player threw the ball to me”，而且就这一句话。可以把这些 wav 或者 raw 格式的声音文件放到 myasm/wav 目录。

接下来，需要一个控制文件。控制文件只是一个文本文件。这里把控制文件命名为myam_train.fileids (必须把它命名成[name]_train.fileids 的形式，这里 [name]是任务的名字，例如 myam)，有每个声音文件的名字(注意，没有文件扩展名)。

0001
0002
0003
0004

接下来，需要一个讲稿文件，文件中的每行有一个独立文件的发声。必须和控制文件相对应。例如，如果控制文件中第一行是 0001，因此讲稿文件中的第一行的讲稿就是“A player threw the ball to me”，因为这是 0001.wav 的讲稿。讲稿文件也是一个文本文件，命名成 myam.corpus，应该有和控制文件同样多行。讲稿不包括标点符号，所以删除任何标题符号。例如：

a player threw the ball to me
does he like to swim out to sea
how many fish are in the water
you are a good kind of person

以这样的顺序，对应 0001、0002、0003 和 0004 文件。

现在有了一些声音文件、一个控制文件和一个讲稿文件。

Sphinx-4 由 3 个主要模块组成：前端处理器(FrontEnd)、解码器(Decoder)和语言处理器(Linguist)。前端把一个或多个输入信号参数化成特征序列。语言处理器把任何类型的标准语言模型和声学模型以及词典中的发声信息转换成为搜索图。这里，声学模型用来表示字符如何发音，语言模型用来评估一个句子的概率。解码器中的搜索管理器使用前端处理器生成的特征执行实际的解码，生成结果。在识别之前或识别过程中的任何时候，应用程序都可以发出对每个模块的控制，这样就可以有效地参与到识别过程中来。

语音识别的准确率受限于其识别的内容，内容越简单，则识别准确率越高。所以一般根据某个应用场景来识别语音。例如电视台要给录制的新闻节目加字幕。有批处理和实时翻译两种方式，这里采用批处理的方式。以识别新闻节目为例，开发流程如下。

（1）准备新闻语料库：语料库就是一个文本文件，每行一个句子。

（2）创建语言模型：一般采用基于统计的 n 元语言模型，例如 ARPA 格式的语言模型。可以使用语言模型工具 Kylm(http://www.phontron.com/kylm/)生成出 ARPA 格式的语言模型文件。

（3）创建发声词典：对于英文可以采用 ARPABET 格式注音的发音词典。由于汉语是由音节(Syllable)组成的语言，所以可以采用音节作为汉语语音识别基元。每个音节对应一个汉字，比较容易注音。此外，每个音节由声母和韵母组成，声韵母作为识别基元也是一种选择。

（4）设置配置文件：在配置文件中设置词典文件和语言模型路径。

（5）在 Eclipse 中执行语音识别的 Java 程序。初始情况下，需要执行 jsapi.exe 或 jsapi.sh 生成出 jsapi.jar 文件。

edu.cmu.sphinx.tools.feature.FeatureFileDumper 可以从音频文件导出特征文件，例如 MFCC 特征。一般提取语音信号的频率特征。找出语音信号中的音节叫作端点检测，也就是找出每个字的开始端点和结束端点。因为语音信号中往往存在噪声，所以不是很容易找准端点。

Transcriber.jar 可以实现从声音文件导出讲稿文件：

```
D:\sphinx4-1.0beta5\bin>java -jar -mx300M Transcriber.jar
one zero zero zero one
nine oh two one oh
zero one eight zero three
```

11.5.1 中文训练集

为了训练声学模型，需要一句话对应的声音文件。除了自己录制或者找专业公司购买外，mp3 歌曲文件中包括发声对应的歌词。Sourceforge 上有一个方便的解析 mp3 文件的开源库 -org.farng.mp3。它可以有效的帮助我们读取 mp3 中的各种信息。例如：

```
import java.io.IOException;
import org.farng.mp3.MP3File;
import org.farng.mp3.TagException;
import org.farng.mp3.id3.AbstractID3v2;
import org.farng.mp3.id3.ID3v1;
import org.farng.mp3.lyrics3.AbstractLyrics3;
public class TestMP3 {
   public static void main(String[] args) {
      try {
         MP3File file = new MP3File("c:\\TDDOWNLOAD\\1.mp3");//1,lyrics
         // MP3File file = new MP3File("/home/zhubin/Music/1.mp3");//1,lyrics
         AbstractID3v2 id3v2 = file.getID3v2Tag();
         ID3v1 id3v1 = file.getID3v1Tag();
         if (id3v2 != null) {
            System.out.println("id3v2");
            System.out.println(id3v2.getAlbumTitle());//专辑名
```

```
            System.out.println(id3v2.getSongTitle());//歌曲名
            System.out.println(id3v2.getLeadArtist());//歌手
         } else {
            System.out.println("id3v1");
            System.out.println(id3v1.getAlbumTitle());
            System.out.println(id3v1.getSongTitle());
            System.out.println(id3v1.getLeadArtist());
         }
         AbstractLyrics3 lrc3Tag = file.getLyrics3Tag();
         if (lrc3Tag != null) {
            String lyrics = lrc3Tag.getSongLyric();
            System.out.println(lyrics);
         }
      } catch (IOException e) {
         // TODO Auto-generated catch block
         e.printStackTrace();
      } catch (TagException e) {
         // TODO Auto-generated catch block
         e.printStackTrace();
      }
      System.out.println("over");
   }
}
```

输出结果如下：

```
id3v1
依然范特西
听妈妈的话
周杰伦
[ti:听妈妈的话]
[ar:周杰伦]
[al:依然范特西]
[by:Hybert Kwok]

[00:00.11]听妈妈的话
[00:01.11]词：周杰伦 曲：周杰伦
[00:02.11]编曲：林迈可 洪敬饶 制作人：周杰伦
[00:04.11]和声编写：周杰伦 和声：周杰伦
[00:06.11]录音室：阿尔发录音室
[00:08.11]歌词录入：Hybert Kwok
[00:09.00]
[00:10.14]小朋友 你是否有很多问号
[00:12.76]为什么 别人在那看漫画
```

```
[00:15.39]我却在学画画 对着钢琴说话
[00:17.87]别人在玩游戏 我却靠在墙壁背我的ABC
[00:20.88]我说我要一台大大的飞机
[00:23.41]但却得到一台旧旧录音机
[00:25.98]为什么要听妈妈的话
[00:28.29]长大后你就会开始懂了这段话 哼
[03:15.77][00:30.76]长大后我开始明白
[03:18.74][00:33.73]为什么我 跑得比别人快
[03:20.15][00:35.14]飞得比别人高
[03:21.06][00:36.38]将来大家看的都是我画的漫画
[03:24.02][00:38.73]大家唱的都是 我写的歌
[03:26.81][00:41.45]妈妈的辛苦 不让你看见
[03:29.22][00:44.07]温暖的食谱在她心里面
[03:31.81][00:46.51]有空就多多握握她的手
[03:34.65][00:49.20]把手牵着一起梦游
[03:36.84][02:55.18][02:13.93][00:51.60]听妈妈的话 别让她受伤
[03:47.22][03:05.96][02:24.72][01:01.64]想快快长大 才能保护她
[03:57.60][02:34.66][01:11.43]美丽的白发 幸福中发芽
[04:07.82][02:45.16][01:22.46]天使的魔法 温暖中慈祥
[01:32.93]在你的未来 音乐是你的王牌
[01:34.71]拿王牌谈个恋爱
[01:36.18]唉！我不想把你教坏
[01:37.71]还是听妈妈的话吧
[01:39.02]晚点再恋爱吧
[01:40.46]我知道你未来的路
[01:42.59]但妈比我更清楚
[01:43.90]你会开始学其他同学
[01:45.03]在书包写东写西
[01:46.00]但我建议最好写妈妈
[01:47.60]我会用功读书
[01:48.73]用功读书 怎么会从我嘴巴说出
[01:50.84]不想你输 所以要叫你用功读书
[01:53.97]妈妈织给你的毛衣 你要好好的收着
[01:56.06]因为母亲节到的时候我要告诉她我还留着
[01:58.41]对了！我会遇到了周润发
[02:00.81]所以你可以跟同学炫耀
[02:01.88]赌神未来是你爸爸
[02:02.97]我找不到 童年写的情书
[02:05.44]你写完不要送人
[02:06.52]因为过两天你会在操场上捡到
[02:07.90]你会开始喜欢上流行歌
[02:11.31]因为张学友开始准备唱《吻别》
[04:22.93]END
Over
```

Dexster Audio Editor 中包括去掉噪音的功能。

视频中的字幕流和语音流不一定对应得很准，要找比较原始的视频。

内置和外置的字幕都能提取出时间戳来。

电影中的音频一般都是 44.1kHz 的，都有背景声。除非是单纯的对白，背景声就是电影里面的场景，走路的声音、打斗的声音、碰撞声，要专门提取出人的声音。

11.6　Julius

Julius 是日本京都大学和一家日本公司开发的大词汇量语音识别引擎。它是一种高性能、与语音相关的研究和开发的解码器软件。它基于字的 N-gram 和上下文相关的 HMM 模型。目前已经应用于日语和汉语的大规模连续语音识别。

在 Julius 系统中存在连个模型：语言模型和声学模型。这两个模型结合在一起可以建立一个语音识别系统。语言模型包括语音字典和语法规则。声学模型位于识别系统的底层，是语音识别系统中最关键的一部分，它是每个声学单元的声学模型参数集合。关于本系统的详细介绍可以参阅：http://www.eccn.com/design_2011082515182357.htm.

11.7　本章小结

语音识别技术主要包括特征提取技术、模式匹配准则及模型训练技术三个方面。本章详细介绍了语音识别的过程。此外介绍了语音识别软件 Sphinx 让读者了解了其中的原理和算法。此外，还简单介绍了日本京都大学和一家日本公司开发的大词汇量语音识别引擎 Julius。

11.8　术语表

Automatic speech recognition　自动语音识别

Endpoint Detection　端点检测

Phone　音素

Probability Density Function　概率密度函数

Speech synthesis　语音合成

Subspace Gaussian mixture model　子空间高斯混合模型

参考资源

书籍

冯志伟. 2010. 自然语言处理的形式模型. 合肥：中国科技大学出版社.

冯志伟. 2012. 自然语言处理简明教程.上海：上海外语教育出版社.

Daniel Jurafsky and James H. Martin; 冯志伟，孙乐译. 自然语言处理综论. 北京：电子工业出版社.

James Allen; 刘群，张华平，骆卫华，孙健译. 自然语言理解. 北京：电子工业出版社.

宗成庆.2008. 统计自然语言处理. 北京：清华大学出版社.

网址

网址	说明
http://www.aclweb.org/anthology-new/	计算语言学协会
http://www-nlp.stanford.edu/	斯坦福大学自然语言处理组
http://www.statmt.org/	统计机器翻译
http://www.cs.colorado.edu/~martin/slp.html	《自然语言处理综述》电子版

后记

鸟的翅膀只能用来飞行，鱼的鳍只能用来游泳，而人的手可以用来做任何事情。借助于计算机，人的手好像更有了活力，它可以让计算机处理很多人类难以完成的自然语言处理任务，从而让自然语言可以更有效率地发挥作用，更有效地服务于人们的生活和学习。

自然语言处理技术的进步需要语言学、数学和计算机科学的协同发展，希望这三个领域的高校学生以及其他研究者能以此书为契机，找到自己感兴趣的主题，在自然语言处理领域实现自己的人生价值。本书的读者在学习本书的过程中可以不断提出自己的思路，从而改进本书的内容，这样大家可以一起进步，一起在自然语言处理领域做出自己的成绩。